

ANGÉLICA GONZÁLEZ ARRIETA

**IDENTIFICACIÓN DEL ARMA
Y LA MUNICIÓN UTILIZADAS EN UN
DISPARO CON TÉCNICAS CONEXIONISTAS**



EDICIONES UNIVERSIDAD DE SALAMANCA

COLECCIÓN VITOR

55

c

Ediciones Universidad de Salamanca
y Angélica González Arrieta

1ª edición: Septiembre, 2000

I.S.B.N. : 84-7800-916-7

Depósito Legal: S. 954-2000

Ediciones Universidad de Salamanca

Apartado postal 325

E-37080 Salamanca (España)

Realizado por:

Nemática, S.L.

Impreso en España – Printed in Spain

*Todos los derechos reservados.
Ni la totalidad ni parte de este libro
puede reproducirse ni transmitirse
sin permiso escrito de
Ediciones Universidad de Salamanca*

CEP. Servicio de Bibliotecas

GONZÁLEZ ARRIETA, Angélica

Identificación del arma y la munición en un disparo con técnicas
conexionistas [Archivo de ordenador] / Angélica González Arrieta.—

1ª ed.--Salamanca : Ediciones Universidad de Salamanca, 2000

1 disco compacto.-- (Colección Vitor ; 55)

Tesis-Universidad de Salamanca, 2000

1. Armas de fuego - Identificación. 2. Redes neuronales (Informática).
3. Universidad de Salamanca (España) - Tesis y disertaciones académicas.

623.44.001.3 (043.2)

**A mis padres,
mi familia,
mis amigos,
mis profesores,
al Cuerpo Nacional de Policía
y a todos los que sufren como consecuencia del mal uso de las armas.**

RESUMEN

El reconocimiento automático de patrones sonoros por medio del ordenador, especialmente usando redes neuronales, se ha desarrollado con éxito en tareas como el reconocimiento de habla, de locutor, descodificación acústico-fonética, etc. Sin embargo, existen algunas aplicaciones de un relevante interés, económico o social, en las que las redes neuronales se han empleado muy poco. Una de estas áreas es la identificación de las armas y/o municiones empleadas en un disparo basándose en el sonido. Si este tipo de aplicaciones tuviese éxito se podría emplear en sistemas de seguridad, juntamente con las cámaras de vídeo, de manera que en el caso de producirse algún disparo, el ordenador pudiese dar una estimación del tipo de arma que se ha usado.

En este trabajo presentamos un primer tratamiento del problema anterior, basándonos en un conjunto de datos limitado a unas pocas clases de armas y de municiones. La grabación de los datos se hizo en cuatro entornos muy diferentes: en un espacio cerrado insonorizado (galería interior de tiro), en un espacio abierto específico (galería exterior de tiro), en un espacio cerrado sin preparación (habitación) y en un espacio abierto normal (campo). Para los dos primeros casos, se han empleado las galerías de tiro de la Escuela de Policía de Ávila (España). Estos cuatro entornos fueron elegidos en un intento de simular las situaciones reales en que el sistema desarrollado podría, eventualmente, llegar a ser usado.

Aunque el objetivo final sea el reconocimiento de cualquier arma y munición, en esta tesis se plantea únicamente el reconocimiento de un número reducido de armas y munición como primer paso, debido a la dificultad de la adquisición de las muestras, disparos en este caso.

Se han explorado distintas técnicas de extracción de parámetros de la señal original, que contengan tanta información como la señal misma para la tarea que nos ocupa, pero que permita un tratamiento informático sencillo.

Para la identificación se ha empleado por una parte tratamiento estadístico y por otra la aplicación de redes neuronales, descartando definitivamente la primera por obtener baja tasa de aciertos.

Se consideró conveniente diseñar un detector de bordes para seguir un criterio estándar a la hora de separar la señal de disparo del ruido de fondo. Se ha comprobado que las señales de disparos presentan la mayor densidad espectral en la zona baja de frecuencias, por lo que basta con extraer características de esta zona con objeto de parametrizar la señal de disparo. Se consideró necesaria la normalización temporal de cada disparo en el caso de trabajar en diferentes entornos, para conseguir una longitud fija del vector de parámetros de entrada.

Las redes neuronales utilizadas han sido el perceptrón multicapa y los mapas autoorganizados, obteniendo mejores resultados con las primeras, aunque las segundas las podemos considerar como discriminadores entre armas cortas y largas. Podemos pues indicar que la utilización de una red neuronal del tipo perceptrón multicapa nos permite afrontar la tarea de reconocimiento del arma y la munición. Formulando el reconocimiento como una tarea de clasificación, utilizamos una neurona por cada una de las clases en que se divide el espacio de entradas. Con el algoritmo de retropropagación propuesto por Rumelhart podemos encontrar un conjunto de pesos para la red que minimice una condición de error en clasificación de los ejemplos utilizados en entrenamiento. Para el caso que nos ocupa hemos obtenido buenos resultados con una sola capa oculta y para cinco clases, ocho neuronas en la capa oculta han demostrado ser suficientes para obtener alta tasa de aciertos. El criterio de decisión utilizado en clasificación para determinar cuándo una entrada pertenece o no a una clase ha sido el número de neuronas de la capa de salida con valor mayor que un umbral (0,75) y el número de ellas que están por debajo de otro umbral (0,25). Para que una salida se considere válida, solamente una neurona tiene que estar activada; en caso contrario se consideran ambiguas. En nuestro estudio han sido muy pocos los casos que se han dado de ambigüedad.

Hemos optado por trabajar con un sistema modular de redes, de forma que utilizaríamos una primera red la para clasificar el arma y una segunda para la munición. Ahora bien, no hay que olvidar que no existe una técnica que indique la arquitectura de

red óptima para un problema dado. Por ello, para un trabajo próximo se está pensando utilizar otros tipos de redes, como las funciones de base radial.

Hemos comprobado que una red entrenada con datos de la clase revólver de 4", entre otras, a la hora de clasificar revólveres de 2" y 6" (características físicas distintas), clasifica los primeros como pistolas mientras que los segundos los identifica correctamente. Este resultado será objeto de estudio posterior en profundidad.

Otro de los resultados obtenidos, que consideramos de relevancia, es que la capacidad de reconocimiento de la red es independiente del medio de grabación utilizado. Esto es muy importante a la hora de implementar una aplicación para ser usada como medida de seguridad.

Hemos confrontado los resultados conseguidos por la identificación automática con los obtenidos por un experto en armas y tiro, llegando como resultado a que el sistema automático proporciona una tasa de aciertos considerablemente superior. En concreto, el porcentaje de aciertos del especialista en la identificación de armas no ha superado el 71 % en la galería de tiro interior, el 33 % en la galería exterior y del 35 % en la munición. El experto humano diferencia razonablemente bien entre armas cortas y largas, pero es casi incapaz de distinguir entre dos armas de longitudes similares.

Para tareas futuras se pretende ampliar las bases de datos; trabajar con mayor número de armas, sobre todo en el interior; utilizar una gama más amplia de munición; poder utilizar silenciadores en otras armas; trabajar en otros entornos de grabación, con diferente altitud. Trabajar con otros parámetros de entrada, basados en modelos de codificación por fuente (parámetros LPC). También sería interesante poder recortar un cañón de un arma, por ejemplo de una escopeta, para determinar la dependencia del sonido con la longitud del cañón o incluso poder trabajar con armas de fabricación propia.

También se está pensando realizar una parametrización más fina, con el objetivo de identificar un arma concreta dentro de una misma clase.

ABSTRACT

In this work, a first approach to the problem of the sound based identification of the arms and ammunitions employed in a shot is presented, working with a data set limited to a few classes of arms and ammunitions. Data recordings were made in four different environments: a sound proof closed room (inside shooting gallery), an specific open space (outside gallery), a non-prepared closed space (room) and a normal open space (field). The two former spaces were the shooting galleries of the Police Scholl in Avila (Spain). These four environments were chosen in an attempt to emulate the actual situations where, eventually, the system could be used.

The approach is based on the use of statistical functions and neural networks. The shooting sounds are discretized, time and frequency parameters are computed, and these are used as inputs to the different recognition methods. The final objective is to obtain high recognition rates for a big number of arm classes and ammunitions, and in several environments. In this way, we should have a simple, robust security system. In order to do this, different parametrization methods and connectionist paradigms should be tested. But results so far show that this final objective is feasible.

Since the statistical functions gave poor results, we abandoned this approach, and termed instead to the neural networks. An edge detector was designed, in order to clearly separate the sound signal from the base noise. Most of the spectral density is in the low frequency zone, so that it is not necessary a high sampling rate. A time normalization was applied in order to have input vectors of fixed length.

As neural networks paradigms, we used the Multilayer Perceptron (MLP) and the Self Organizing Map (SOM). Former ones gave better results, but the SOMs discriminate very well between short and long arms. MLP were used as classifiers, assigning an output neuron to each of the classes, and training the network with back-propagation algorithm. Only one hidden layer was used, with a number of processing elements calculated on a trial and error basis. Output neurons were considered active

when their output exceeded a given value (0.75), and inactive when the output was below a minimum (0.25). Intermediate values are considered ambiguities.

For the ammunition recognition, a modular system was used: a first network classify the arm and a second network specialized in the recognition of ammunition for each class of arm. Since no known rule exists to decide on the best network architecture, some heuristics were employed. A dependency on the length of the arm was encountered in some cases (revolver), that made some of the shorter arms to be missclassified. This aspect will be studied in a future. Another interesting result is that recognition rates don't depend on the recording media, provided that frequencies up to 4500 Hz are collected. This is important for the eventual security system.

Results were compared with those of a human expert, and the automatic system performed much better. Recognition rates for the automatic system is over 95% in all cases, but for the human expert is 71% in the indoor gallery, 33% in the outdoor gallery and 35% in the ammunition. It seems that Human ear discriminates well between short and long arms, but is not able to discriminate between arms of like lengths.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

PRÓLOGO

CAPÍTULO I: ARMAS Y MUNICIÓN

1.1.- LAS ARMAS DE FUEGO	19
1.2.- LA BALÍSTICA	20
1.3.- SISTEMAS DE PERCUSIÓN	23
1.4.- ARMAS DE CAÑÓN ESTRIADO Y DE CAÑÓN LISO	24
1.5.- MEDIDAS DE LAS ARMAS Y LOS CARTUCHOS	25
1.6.- DATOS IDENTIFICATIVOS Y DENOMINACIÓN	26
1.7.- EL CARTUCHO	28
1.7.1.- EL CARTUCHO METÁLICO	29
1.7.2.- EL CARTUCHO SEMIMETÁLICO	36
1.8.- LA PISTOLA	41
1.9.- EL REVÓLVER	44
1.10.-ARMAS LARGAS	53
1.11.-SILENCIADORES	55

CAPÍTULO II: EL FENÓMENO DEL SONIDO

2.1.- MECANISMO DE GENERACIÓN, EMISIÓN Y PROPAGACIÓN DEL SONIDO AL PRODUCIRSE UN DISPARO	57
2.2.- EL SISTEMA AUDITIVO HUMANO	59
2.3.- IDENTIFICACIÓN DEL ARMA Y LA MUNICIÓN	64
2.4.- COMPLEJIDAD DEL PROBLEMA	66

CAPÍTULO III: METODOLOGÍA EN RECONOCIMIENTO DE SONIDOS

3.1.- INTRODUCCIÓN	69
3.2.- TÉCNICAS GLOBALES	70
3.3.- TÉCNICAS ANALÍTICAS	71
3.4.- DIGITALIZACIÓN DE LA SEÑAL	72
3.4.1.- ADQUISICIÓN Y ACONDICIONAMIENTO	72
3.4.2.- MUESTREO	72
3.4.3.- CUANTIFICACIÓN	73
3.4.4.- CODIFICACIÓN	74
3.4.5.- ACONDICIONAMIENTO DIGITAL DE LA SEÑAL	76
3.5.- EXTRACCIÓN DE PARÁMETROS	79
3.5.1.- ANÁLISIS DEPENDIENTE DEL TIEMPO	79
3.5.2.- PARÁMETROS ESCALARES	81
3.5.3.- ANÁLISIS ESPECTRAL	83

CAPÍTULO IV: DETECCIÓN DE BORDES

4.1.- DETECTOR DE BORDES DE DISPAROS AISLADOS	87
4.2.- ALGORITMO GENÉRICO DETECTOR DE BORDES	89
4.3.- AJUSTE DEL ALGORITMO DETECTOR DE BORDES EN FUNCIÓN DEL MEDIO	100
4.4.- EFICACIA DEL ALGORITMO DETECTOR	106

CAPÍTULO V: ELABORACIÓN DE BASES DE DATOS DE PARÁMETROS ACÚSTICOS DE DISPAROS

5.1.- OBJETO DE SU CONSTRUCCIÓN	119
5.2.- METODOLOGÍA EMPLEADA	120
5.2.1.- ADQUISICIÓN DE LOS SONIDOS	120
5.2.2.- ARMAS Y MUNICIÓN UTILIZADAS	121
5.2.3.- ENTORNOS DE GRABACIÓN	124

5.2.4.- NOTACIÓN ASOCIADA	124
5.3.- PARÁMETROS CONSIDERADOS	127
5.3.1.- BASE DE DATOS DE DURACIÓN	127
5.3.2.- BASE DE DATOS PARA EL MÉTODO POR BANDAS	130
5.3.3.- BASE DE DATOS PARA EL MÉTODO POR ESPECTROGRAMA	131
5.4.- FORMATO DE LAS BASES DE DATOS	133

CAPÍTULO VI: APROXIMACIÓN AL PROBLEMA MEDIANTE FUNCIONES ESTADÍSTICAS

6.1.- INTRODUCCIÓN.....	135
6.2.- METODOLOGÍA DEL PROCESO CLASIFICADOR.....	136
6.3.- CLASIFICADORES.....	139
6.3.1.- CLASIFICADORES MEDIANTE FUNCIONES DISCRIMINANTES	139
6.3.2.- CLASIFICADOR POR ESCRUTINIO.....	144
6.4.- RESULTADOS OBTENIDOS.....	145

CAPÍTULO VII: TRATAMIENTO MEDIANTE REDES NEURONALES

7.1.- INTRODUCCIÓN	153
7.2.- MODELO DE NEURONA ARTIFICIAL	161
7.3.- ARQUITECTURAS DE REDES NEURONALES	166
7.3.1.- ARQUITECTURAS NO RECURRENTES	168
7.3.2.- ARQUITECTURAS RECURRENTES O DINÁMICAS	169
7.4.- APRENDIZAJE O ENTRENAMIENTO	170
7.5.- EL APRENDIZAJE SUPERVISADO	173
7.6.- EL APRENDIZAJE NO SUPERVISADO	181
7.7.- GENERALIZACIÓN FRENTE A MEMORIZACIÓN	190

CAPÍTULO VIII: APLICACIÓN DE RNA AL RECONOCIMIENTO DEL ARMA

8.1.- INTRODUCCIÓN	197
8.2.- CLASIFICACIÓN DEL ARMA UTILIZANDO UNA RED PERCEPTRÓN	198
8.2.1.- MÉTODO ENERGÍA POR BANDA	198
8.2.1.1.- ESTUDIO REALIZADO EN LA GALERÍA INTERIOR.....	198
8.2.1.2.- ESTUDIO REALIZADO EN LA GALERÍA EXTERIOR	214
8.2.1.3.- ESTUDIO REALIZADO EN UNA HABITACIÓN.....	215
8.2.1.4.- ESTUDIO REALIZADO EN EL CAMPO	218
8.2.2.- MÉTODO ESPECTROGRAMA	218
8.2.2.1.- NÚMERO DE VENTANAS Y SOLAPAMIENTO FIJO	222
8.2.2.2.- NÚMERO DE VENTANAS FIJO Y SOLAPAMIENTO VARIABLE	231
8.3.- CLASIFICACIÓN DEL ARMA USANDO MAPAS AUTOORGANIZADOS	234
8.3.1.- MÉTODO ENERGÍA POR BANDA	234
8.3.1.1.- ESTUDIO REALIZADO EN LA GALERÍA INTERIOR.....	234
8.3.1.2.- ESTUDIO REALIZADO EN LA GALERÍA EXTERIOR	235
8.3.2.- MÉTODO ESPECTROGRAMA	236

CAPÍTULO IX: APLICACIÓN DE RNA AL RECONOCIMIENTO DE LA MUNICIÓN

9.1.- INTRODUCCIÓN	241
9.2.- CLASIFICACIÓN DE LA MUNICIÓN UTILIZANDO UNA RED PERCEPTRÓN	243
9.2.1.- MÉTODO ENERGÍA POR BANDA	243
9.2.2.- MÉTODO ESPECTROGRAMA	245
9.3.- CLASIFICACIÓN DE LA MUNICIÓN USANDO MAPAS AUTOORGANIZADOS	246
9.3.1.- MÉTODO ENERGÍA POR BANDA	246
9.3.2.- MÉTODO ESPECTROGRAMA	251

CONCLUSIONES	255
---------------------------	-----

APÉNDICES

A.- CARACTERÍSTICAS TÉCNICAS DE LAS ARMAS .	259
B.- FOTOGRAFÍAS DE LAS ARMAS	271
B1.- ARMAS UTILIZADAS PARA ENTRENAR Y PROBAR	273
B2.- ARMAS UTILIZADAS PARA EXPERIMENTAR (I)	285
B3.- ARMAS UTILIZADAS PARA EXPERIMENTAR (II)	303
C.- FOTOGRAFÍAS DE LA MUNICIÓN	313
C1.- MUNICIÓN UTILIZADA PARA IDENTIFICAR EL ARMA	315
C2.- MUNICIÓN UTILIZADA PARA REALIZAR EXPERIMENTOS EN LA IDENTIFICACIÓN DEL ARMA	331
C3.- MUNICIÓN UTILIZADA PARA SU IDENTIFICACIÓN	349
D.- ENTORNOS DE GRABACIÓN	371
E.- FICHEROS DE DATOS	381
E1.- DISPAROS UTILIZADOS PARA ENTRENAR Y PROBAR EN LA IDENTIFICACIÓN DEL ARMA	383
E2.- DISPAROS UTILIZADOS PARA EXPERIMENTAR (I)	413
E3.- DISPAROS UTILIZADOS PARA EXPERIMENTAR (II)	433
E4.- DISPAROS UTILIZADOS PARA ENTRENAR Y PROBAR EN LA IDENTIFICACIÓN DE LA MUNICIÓN	439
BIBLIOGRAFÍA	445

PRÓLOGO

El reconocimiento automático de patrones sonoros por medio del ordenador, especialmente usando redes neuronales, se ha desarrollado con éxito en tareas como el reconocimiento de habla, de locutor, descodificación acústico-fonética, etc. Sin embargo, existen algunas aplicaciones de un relevante interés, económico o social, en las que las redes neuronales se han empleado muy poco. Una de estas áreas es la identificación de las armas y/o municiones empleadas en un disparo basándose en el sonido. Si este tipo de aplicaciones tuviese éxito se podría emplear en sistemas de seguridad, juntamente con las cámaras de vídeo, de manera que en el caso de producirse algún disparo, el ordenador pudiese dar una estimación del tipo de arma que se ha usado.

En este trabajo presentamos un primer tratamiento del problema anterior, basándonos en un conjunto de datos limitado a unas pocas clases de armas y de municiones. La grabación de los datos se hizo en cuatro entornos muy diferentes: en un espacio cerrado insonorizado (galería interior de tiro), en un espacio abierto específico (galería exterior de tiro), en un espacio cerrado sin preparación (habitación) y en un espacio abierto normal (campo). Para los dos primeros casos, se han empleado las galerías de tiro de la Escuela de Policía de Ávila (España). Estos cuatro entornos fueron elegidos en un intento de simular las situaciones reales en que el sistema desarrollado podría, eventualmente, llegar a ser usado.

En esta memoria presentamos un sistema para el reconocimiento automático del arma y la munición usados en un disparo. El sistema se basa en el uso de funciones estadísticas y de redes neuronales. Los sonidos de los disparos se discretizan, se extraen parámetros de tiempo y de frecuencia y con ellos se emplean los diferentes métodos de reconocimiento.

El objetivo final de este trabajo es conseguir tasas de reconocimiento altas para un elevado número de clases de armas y de municiones, en diferentes entornos de operación. De esta forma, se dispondría de un sistema auxiliar de seguridad simple y robusto. Con este fin, será necesario ensayar diferentes métodos de parametrización, y algunos paradigmas conexionistas adicionales. Los resultados obtenidos hasta ahora y mostrados en esta memoria demuestran que el objetivo final es alcanzable.

ARMAS Y MUNICIÓN

El reconocimiento de patrones sonoros con Redes Neuronales se ha empleado con éxito en áreas como reconocimiento del habla, del locutor, etc. [BEA90] [FRE93] [FUR91]. No obstante, existen algunas aplicaciones de indudable interés en que su uso apenas se ha producido. Una de estas áreas es la identificación de armas y munición basándose en el sonido de los disparos. Esta aplicación, podría emplearse en los sistemas de seguridad actuales, en paralelo con las cámaras de video-vigilancia.

1.1.- LAS ARMAS DE FUEGO

Las armas de fuego son aquellas que utilizan como fuerza motriz la fuerza expansiva de los gases producidos por la deflagración¹ de la pólvora [MAC94].

Por su funcionamiento las armas de fuego las podemos clasificar en:

- 1) Monotiro. Son aquellas que sólo tienen una recámara y carecen de depósito o cargador, por lo cual, cada vez que se realiza un disparo para hacer otro hay que extraer, expulsar y volver a alimentar el arma de nuevo, manualmente.
- 2) De repetición. Son aquellas que, provistas de un depósito capaz de almacenar varias cargas, pueden dispararse sucesivamente con la acción del tirador de forma mecánica y manual.
- 3) Semiautomáticas. Se consideran armas semiautomáticas aquellas que, una vez cargado su depósito de munición e introducido el primer cartucho en la

¹ Proceso puramente químico. Combustión rápida, cuya velocidad de transformación en gas es inferior a los 2000 m/s, sin necesidad de aporte de oxígeno del exterior.

recámara, basta el movimiento de la cola del disparador para que se produzcan disparos sucesivos; es decir, que cada vez que queramos efectuar un disparo sólo tenemos que oprimir el disparador. La fuerza de los gases producidos por la deflagración de la pólvora, es la que realiza todos los pasos para dejar preparada el arma para el siguiente disparo.

- 4) Automáticas. Son aquellas que, siguiendo los mismos pasos que las semiautomáticas, continúan disparando mientras se tenga oprimido el disparador y queden cartuchos en el depósito.

1.2.- LA BALÍSTICA

La balística, desde el punto de vista más restringido, es el estudio del movimiento de los proyectiles disparados por armas de fuego. El estudio de la balística es muy complejo y se trata en la física y la química, especialmente en sus aspectos de termodinámica, metalurgia, aerodinámica, óptica, electrónica, acústica, etc., puesto que ocupa todos los fenómenos que relacionan el proyectil con el medio y que mutuamente se afectan, desde el momento en que el proyectil, partiendo del reposo, inicia su movimiento dentro del arma, donde adquiere una velocidad que impulsa su desplazamiento por el aire hasta impactar eventualmente con un cuerpo donde se introduce, y al que cede la energía cinética, quedando nuevamente en reposo.

Este movimiento se puede dividir en tres partes:

- 1) *Balística interna*. Comprende lo que ocurre en el interior del arma, desde que el fulminante es iniciado por la percusión, lo que provoca la combustión de la pólvora, cuyos gases producen la presión que impulsa al proyectil a través del cañón con un movimiento acelerado, hasta abandonar la boca de fuego.
- 2) *Balística externa*. Abarca el estudio del movimiento del proyectil a través del aire hasta llegar al blanco; cómo es este recorrido y qué fuerzas y circunstancias intervienen.
- 3) *Balística de efectos*. Se ocupa del comportamiento del proyectil al incidir y atravesar el material al que va destinado y sobre el que ha de actuar.

La balística interna estudia el fenómeno que tiene lugar en *la percusión, la ignición, la combustión de la pólvora y el desarrollo de los gases*; la presión en la recámara y la adaptación de la vaina a la misma; el despegue de la bala; su vuelo libre, la velocidad que alcanza y la toma del rayado o conducción; tensiones y resistencias, energía en boca, erosiones y desgastes en el ánima, retroceso, desvíos y vibraciones. Todo ello a través del estudio del movimiento del proyectil dentro del arma.

En las armas actuales, el funcionamiento en la balística interna es:

- 1.- El cartucho se encuentra en la recámara, teniendo casi las dimensiones del tamaño de ésta. Así tenemos que la distancia (C) que existe entre el apoyo anterior del cierre (A) y la superficie de apoyo del cartucho en la recámara (B) es lo que llamamos *cota de fijación*, que será distinta según el tipo de cartucho. La superficie de apoyo en la recámara (B) de los cartuchos más comunes puede observarse en la Figura 1.1.

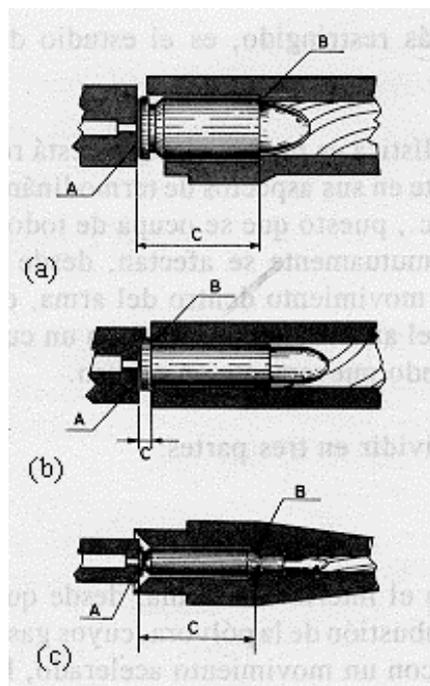


Figura 1.1. a) En el cartucho cilíndrico de ranura, la boca de la vaina.
 b) En el cartucho cilíndrico de pestaña, la parte anterior de la pestaña del culote.
 c) En el cartucho de vaina abotellada, la gola.

- 2.- Cuando accionamos el mecanismo de percusión, todos los mecanismos correspondientes entran en acción y dejan en libertad el martillo percutor, que

golpea a la aguja, y ésta, a su vez, golpea el pistón. Al ser comprimida la mezcla explosiva se inicia y detona². Este retardo a la percusión es de 2 a 6 milisegundos.

3.- Cuando la cápsula iniciadora es comprimida, entre la aguja percutora y el yunque, detona e inicia la combustión de la pólvora. Esta ignición viene durando alrededor de 0,2 milisegundos, y se conoce con el nombre de *retardo a la ignición*. La cápsula iniciadora tiene entre 20 y 30 miligramos de mezcla explosiva iniciadora y se transforma en una masa de gases calientes en una centésima de milisegundos.

La eficacia y el tiempo de combustión dependen del volumen y calor de la llama producida por la detonación, de la granulación de la pólvora, del volumen de carga, de la forma del interior de la vaina y del diámetro de los oídos de comunicación.

4.- Cuando los granos de la pólvora reciben el fogueo del pistón iniciador, éstos se queman produciendo gases y aumentando la presión en la recámara. Cuando la presión de los gases crece, las paredes de la vaina se dilatan, apoyándose lateralmente en las paredes de la recámara, y por detrás, en el plano del cierre, mientras que por delante la bala, liberada en su engarce de la boca de la vaina por la dilatación de ésta, presionada por el empuje de los gases, avanza. En ese instante, los gases tratan de adelantar a la bala, pero cuando ésta toma el rayado sella su camino hacia delante, mientras que por detrás la vaina impide que los gases se escapen. El recorrido de la bala desde que abandona la vaina hasta que toma el rayado se llama *vuelo libre*.

La bala experimenta una fortísima aceleración producida por la presión de los gases que continúan generándose en el interior de la recámara. Al tomar el rayado adquiere la velocidad de rotación requerida. El tiempo que utiliza la bala en recorrer el ánima del cañón oscila entre los 0,8 y 1 milisegundo.

Así pues, el tiempo en que ocurren todos los fenómenos de percusión, ignición, deflagración y recorrido de la bala por el ánima en las armas es de 3 a 8 milisegundos. La presión de los gases de la pólvora en armas portátiles va desde los 2300 a 3900 kp/cm².

² La detonación es un proceso esencialmente mecánico, es un proceso de choque combinado con una reacción química. Por la reacción química la sustancia se descompone casi en su totalidad en gases, en un tiempo brevísimo, y con gran desprendimiento de calor produciéndose esta reacción a velocidades superiores a 2000 m/s, del orden de los 7000 m/s.

1.3.- SISTEMAS DE PERCUSIÓN

Muchos han sido los ensayos para obtener un sistema de percusión definitivo, ya que el problema residía en no encontrar un sistema de obturación de la recámara en el momento del disparo lo suficientemente perfecto para evitar la pérdida de gases por él, con la suficiente disminución de velocidad del proyectil, ensuciamiento y deterioro del arma.

El sistema llamado de *fuego central*, es el utilizado en la actualidad para cartuchos de calibre superior a 5,56 mm. En este sistema, el pistón (Figura 1.2) o iniciador es una parte independiente del cartucho que va embutido justamente en el centro de la circunferencia del culote en un alojamiento practicado para ello, el cual recibe el golpe de la aguja percutora.

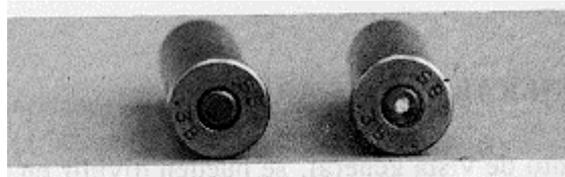


Figura 1.2. El pistón.

Dentro de la percusión central hay dos grandes grupos: sistema Berdan y sistema Boxer.

- a) Sistema *Berdan*: Sus diferencias con el sistema Boxer es que lleva el yunque en la vaina y transmite el fuego de la cápsula iniciadora a la carga de proyección a través de dos orificios llamados oídos, uno a cada lado del yunque.

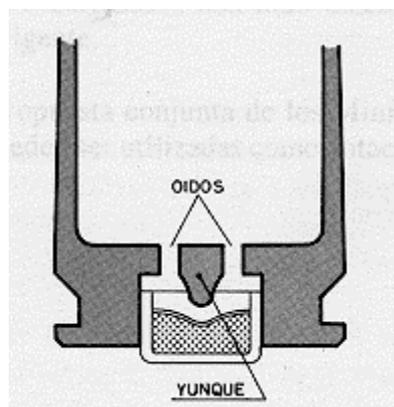


Figura 1.3. Sistema Berdan.

- b) Sistema *Boxer*: El yunque lo lleva incorporado a presión en la cápsula iniciadora y transmite el fuego a la carga de proyección a través de un solo orificio central.

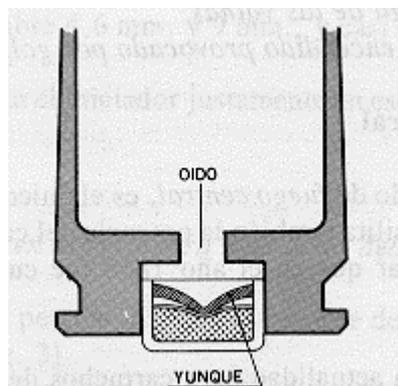


Figura 1.4. Sistema Boxer.

1.4.- ARMAS DE CAÑÓN ESTRIADO Y DE CAÑÓN LISO

Se conoce con el nombre de armas de cañón estriado, también llamado cañón rayado, a aquéllas cuyo ánima aparece surcada por varias rayas o estrías longitudinales que hienden el acero, con cierta inclinación, a fin de proporcionar a la bala el movimiento de rotación sobre su eje que ha de asegurar su perfecta dirección y estabilidad de trayectoria, consiguiendo más alcance y precisión [MAC96].

El origen del ánima rayada está en los surcos que se hacían longitudinalmente, en la misma dirección del cañón, con el fin de que se acumulasen los residuos de la pólvora y que datan de principios del siglo XVI. En este siglo, asimismo, se obtienen los primeros datos de rayado inclinado, el cual, con propiedad, se denomina estriado.

Las hendiduras empiezan a pocos milímetros de la recámara y van hasta la boca del cañón, formando un cierto ángulo con la generatriz del ánima, que tiene forma cilíndrica.

Para conseguir el efecto de rotación, en las armas modernas las balas están ligeramente sobredimensionadas respecto de la anchura o calibre del ánima, lo que las obliga a deformarse y tomar exactamente la forma del ánima, y de este modo se evita casi absolutamente la pérdida de gases por adelantamiento de la bala y acumulación de

presiones tras ésta, que consigue una mayor y más rápida deflagración de la pólvora y mayor velocidad del proyectil al abandonar el arma.

Se entiende por armas de cañón liso aquéllas en las que la superficie del ánima es continua, no presentando ningún tipo de rayas o estrías, estando desarrolladas específicamente para disparar varios proyectiles simultáneamente, si bien también pueden disparar uno solo, llamado bala.

1.5.- MEDIDAS DE LAS ARMAS Y LOS CARTUCHOS

Las armas no tienen todas las mismas características y medidas, así ocurre con los cartuchos, por lo cual debemos de emplear los adecuados a cada arma, basándonos en una serie de medidas comunes a ambos. De los puntos comunes más interesantes entre arma y cartucho están [MAC96]:

1.- *Calibre*. Podemos definir el calibre bajo dos aspectos.

- a) En sentido amplio. Es el conjunto de las medidas y características de una determinada arma y su cartucho correspondiente.
- b) En sentido estricto. Es el diámetro interior del ánima (parte interior del cañón) o el de la bala, que, aunque casi coincidentes, existen pequeñas diferencias.

El calibre en las armas de cañón liso se determinaba por el número de esferas de plomo contenidas en una libra inglesa de peso. Al inicio del uso de los cañones rayados, se empezó a denominar el calibre por el diámetro del cañón. El problema radica en qué medida se ha de tomar, si la existente entre campos o la existente entre rayas (fondo de campos). En el ejemplo de la Figura 1.5 se observa la diferencia.

Si bien, en la actualidad, se da por válido como calibre la distancia que existe entre campos, hay que tener en cuenta que en algunos casos el calibre coincide con el diámetro de la bala, y en otros, no coincide con el diámetro de la bala ni con la distancia entre campos.

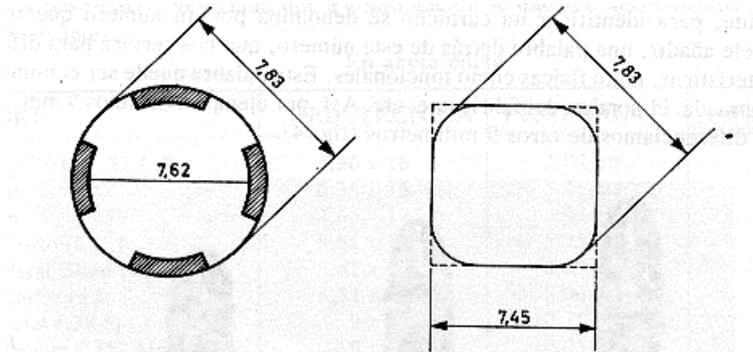


Figura 1.5. Medida entre campos y entre rayas.

2. *La cota de fijación.* Otro de los datos a tener en cuenta es la dimensión de la recámara y de la vaina, que debe ajustarse con exactitud, pero dejando una cierta holgura o tolerancia para asegurar la libre entrada del cartucho en la recámara, la fijación del mismo en el acerrojamiento, la dilatación elástica de la vaina y apoyo total en recámara y cierre en el disparo y la fácil extracción de la vaina después. Se puede definir la cota de fijación como "La distancia que existe entre el apoyo anterior del cierre y la superficie de apoyo del cartucho en la recámara".
- 3.- *Sistemas de percusión.* Como es lógico, además de la coincidencia en las distintas medidas y calibre vistos, un cartucho si no coincide con el arma en el sistema de percusión no funcionaría. De ahí que, cuando mencionamos el calibre de un cartucho, hay que especificar además a qué sistema de percusión corresponde, siendo el más utilizado en la actualidad el de percusión central.

1.6.- DATOS IDENTIFICATIVOS Y DENOMINACIÓN

Además de las medidas del calibre y de la recámara, hay otros datos interesantes, como son:

- Forma de la vaina (abotellada, cilíndrica, ...)
- Forma y clase del proyectil (ojival, de punta hueca, perforante, ...)
- Peso de la carga de proyección o de la bala (.44 - 40), etc.

Normalmente, para identificar un cartucho se utiliza un número que representa su calibre. Se suele añadir una palabra detrás de este número, que nos servirá para diferenciar una serie de características, tanto físicas como funcionales. Esta palabra puede ser el nombre del arma a la que va destinada, el nombre del fabricante, etc. Así, por ejemplo, decimos 9 mm Parabellum para diferenciar de otros 9 milímetros.

Además, a este nombre se le pueden añadir más características, como por ejemplo: trazadora, high velocity, subsonic, +P, etc.; su función es especificar los diferentes comportamientos dentro de un mismo calibre.

Generalmente, los datos identificativos de los cartuchos suelen venir en el culote de la vaina. Entre otros datos constan el calibre, las siglas o marcas del fabricante, el año de fabricación y otras características especiales, como se ha visto anteriormente.

Otra forma de identificar el tipo de munición es por el código de colores que se marca en la ojiva de los cartuchos, que nos dice si estamos ante una bala trazadora, perforante, incendiaria, etc.

Además de la nomenclatura empleada para denominar un calibre, existe otra que se llamará "técnica" y que se hace por la medición de dos números separados por el signo "x". Así, el 9 milímetros Parabellum, antes mencionado, también se denomina 8,81x19 (8,81 es la medida exacta en milímetros del diámetro de ánima entre campos y 19 la longitud de la vaina, igualmente en milímetros). Es frecuente también ver denominado el calibre 9 milímetros Parabellum como 9 mm P y 9x19.

En las Tablas 1.1 y 1.2 se muestran las medidas técnicas y algunos datos complementarios de algunos de los cartuchos con los que vamos a trabajar. Los datos peso-bala y velocidad que a continuación se presentan son aproximados y pueden variar según el fabricante.

CALIBRE	MED. TÉCNICA	PESO-BALA	VELOCIDAD
9 mm Corto (9C)	8,81x17	5,75 g	300 m/s
9 mm Parabellum (9P)	8,81x19	8,00 g	355 m/s
.38 Special (.38 Spl)	9x29	10,25 g	360 m/s

Tabla 1.1. Datos balísticos en arma corta.

CALIBRE	MED. TÉCNICA	PESO-BALA	VELOCIDAD
7,62 mm	7,62x51	7,25 g	760 m/s
.223	5,56x45	4,00 g	1000 m/s

Tabla 1.2. Datos balísticos en arma larga.

La expresión del calibre en las armas de cañón liso no viene dado por ninguna medida en milímetros o pulgadas como ocurre en los cañones estriados, sino por un número. En estas armas el calibre se denomina por el número de esferas de plomo, de diámetro del cañón, que están contenidas en una libra inglesa de peso, cuyo valor es de 453,59 gramos. Así, por ejemplo, un arma del calibre 12 es aquella cuyo diámetro de cañón coincide con el de cualquiera de las doce esferas iguales de plomo, cuyo peso total es de 453,59 gramos. Así, en la escopeta calibre 12 es equivalente a 18,42 milímetros. El calibre de las armas que tienen un diámetro menor que el expresado en la tabla anterior se especifica en milímetros o pulgadas. Por ejemplo: calibre 12 mm., calibre .410 (10,40 mm.), calibre .360 (9,15 mm.), etcétera.

1.7.- EL CARTUCHO

Podría definirse como el cuerpo compacto y unitario que reúne todos los elementos necesarios para producir un disparo en un arma de fuego.

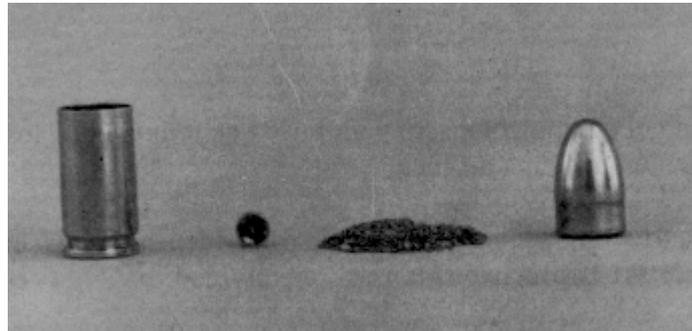
Los cartuchos cuyo aspecto se aprecia en la Figura 1.6, pueden dividirse en dos grandes grupos: *metálicos* y *semimetálicos*.



Figura 1.6. Cartuchos metálicos y semimetálicos.

1.7.1.- EL CARTUCHO METÁLICO

Es aquél cuya vaina está elaborada completamente de metal y es de utilización generalizada en las armas de ánima estriada. Los componentes o elementos de que consta el cartucho metálico pueden apreciarse en la Figura 1.7.



Vaina Pistón Carga de proyección Bala

Figura 1.7. Elementos de un cartucho metálico.

a) El pistón

Al pistón también se le conoce con los nombres de cápsula iniciadora, iniciador, fulminante y cebador. Se puede definir como una cápsula metálica, de latón o cobre, que contiene en su interior un explosivo iniciador, y que al ser herida por el percutor del arma, comprime la mezcla explosiva contra una protuberancia interior denominada *yunque*, produciendo la explosión de la mezcla, cuyo fuego se comunica a la carga de proyección a través de uno o dos orificios llamados "oídos". El pistón va alojado en el culote de la vaina a presión, protegido del exterior por medio de barnices o lacas.

En la actualidad se emplean dos tipos de pistones: Berdan y Boxer que pueden verse en la Figura 1.8.



a) Pistón Berdan



b) Pistón Boxer

Figura 1.8. Tipos de pistones.

Los pistones Berdan no llevan el yunque en la cápsula del pistón sino en la propia vaina, siendo la comunicación del fuego a la carga de proyección a través de dos orificios u oídos practicados en la base de la vaina, a ambos lados del yunque. Los pistones Boxer llevan el yunque en la propia cápsula y la comunicación del fuego se hace a la carga de proyección a través de un solo oído central practicado en la vaina. Es importante la ventaja de los cartuchos Boxer sobre los Berdan a la hora de reciclarlos para poder volver a recargarlos.

El componente explosivo que usa el pistón ha ido evolucionando desde el fulminato de mercurio, descubierto por el inglés Howard en 1799, hasta el utilizado en la actualidad. El problema de la utilización de este explosivo iniciador es que, al ir mezclado con clorato potásico y sustancias reguladores y reductoras como el sulfuro de antimonio o el sulfocianuro, además de cuerpos frictores como el siliciuro cálcico o el polvo de vidrio, las partículas residuales de la combustión que quedaban eran fuertemente corrosivas y oxidantes, lo que exigía una esmerada limpieza del arma después de su uso. Además, estos residuos eran altamente higroscópicos.

En la actualidad se utiliza una mezcla iniciadora, a base de trinitro-resoreinato de plomo mezclado con un sensibilizante llamado tetraceno, cuya ventaja es que las partículas residuales no son corrosivas ni oxidantes. En España, esta mezcla recibe el nombre de *Tetrinox*; en Italia, *Anticorro*; en Alemania, *Rostfrei*; la casa Winchester la llama *Staynsless*; la Fiochi, *Sur*; la Sellier & Bellot, *Neroxin*; la Geco, *Sintox*, y otros como *Inox*, *Fulminox*, etc.

b) La carga de proyección

Está compuesta por un explosivo deflagrante, pólvora, que, como todos los explosivos, tiene la propiedad de que, al ser iniciado por el fuego del pistón, aumenta de volumen rapidísimamente, produciendo una gran cantidad de gases que sirven para impulsar el proyectil al exterior.

La fabricación de los cartuchos hasta el último cuarto del siglo pasado se hacía empleando la pólvora negra, única conocida hasta entonces. La pólvora negra es una mezcla física de un 75% de salitre (nitrato potásico), un 15% de carbón vegetal y un 10% de azufre. Los defectos de la pólvora negra son:

- Excesiva rapidez de quemado
- Dejan muchos residuos que manchan el cañón
- Producen mucho humo.

Una variante de la pólvora negra es *la pólvora marrón*, que sustituye el nitrato potásico por el sódico.

A las pólvoras actuales se las conoce con los nombres de piroxiladas, blancas o sin humo, siendo compuestos químicos y no físicos como en la pólvora negra. Estas se pueden clasificar desde diferentes puntos de vista:

1) Según la velocidad de combustión en:

- *Degresivas*: Aquellas que, después de un súbito crecimiento, la curva de presiones decrece rápidamente al consumirse los granos.
- *Progresivas*: Aquellas cuya velocidad de combustión aumenta poco a poco y se mantiene hasta el final.

La apariencia de la pólvora tiene muchas formas, como son: *laminillas, amorfas, tubulares, discoidales, cúbicas, esferoidales y romboidales*, entre otras. Y su color será según los aditivos que le añada el fabricante a la composición, pasando desde el gris claro al gris oscuro, verde, marrón, caqui, etc.

2) Según la composición química en:

- *Base sencilla*: Las elaboradas con nitrocelulosa como ingrediente base, a la que se le añaden algunos estabilizantes.
- *Doble base*: Aquellas, en las que la mezcla es la gelatinización de la nitrocelulosa con la nitroglicerina.
- *Triple base*: Aquellas mezclas en cuya composición, además de la nitrocelulosa, llevan otros dos componentes explosivos.

Estas pólvoras para que sean "*sin humo*" se les añaden pequeñas cantidades de sales alcalinas neutras, y para que sean "*sin llama*" se les adicionan sales potásicas de los ácidos sulfúrico, nítrico, fosfórico, clorhídrico, oxálico, etc.

c) *La bala*

Es el proyectil que, por medio de la carga de proyección, y una vez tomadas las estrías en las armas de ánima rayada, sale impulsado al espacio exterior por la boca de fuego. La bala es, generalmente, un cuerpo metálico compuesto por uno o varios elementos. Se puede dividir en tres partes como se aprecia en la Figura 1.9:

- *Punta u ojiva*. Es la parte de la bala que atraviesa las capas del aire y choca en el primer lugar contra el objetivo. Por eso, y dependiendo de las prestaciones que se deseen obtener, puede ser más o menos aguda su ojiva, pudiendo tener diversas formas o estructuras.
- *Cuerpo o forzamiento*. Es la parte que toma el estriado del cañón. Es de calibre ligerísimamente superior al del ánima, para que al tomar el rayado no haya fuga de gases; es, asimismo, el lugar en el que hay que buscar, a la hora de un examen de balística, las marcas de las estrías.
- *Culote*. Es la parte trasera de la bala, la que recibe directamente el empuje de los gases de la carga de proyección.



Figura 1.9. Partes de la bala.

Son muchas las clasificaciones que se pueden hacer de las balas, entre ellas están las que presentamos a continuación:

- Según su naturaleza. Son de plomo, de latón, de bronce, de cuproniquel, de cobre, de madera, de cartón, de plástico, de acero, de aluminio, etc., si bien son las siguientes:
 - 1.- *Blindadas*: Son aquellas que llevan una envuelta de latón (cuya composición oscila del 80%-90% de cobre, según marcas, y el 20%-30% de zinc) con un núcleo de plomo blando. Es el tipo de munición más empleada en armas semiautomáticas y armas de tipo militar, ya que mecanizan perfectamente y no dan apenas interrupciones. Tienen un gran poder de penetración.
 - 2.- *Semiblandas*: Son aquellas en las que una parte del plomo de su interior no está cubierto por el latón del blindaje. Pueden ser de punta blanda o de punta dura. En ambas se persigue una mayor deformación del proyectil al incidir sobre el objetivo con un efecto de choque y parada.
 - 3.- *De plomo*. Aquellas que en su composición no interviene más que el plomo aleado con estaño y antimonio para mejorar las condiciones del proyectil. Con las modernas pólvoras piroxiladas, debido a las presiones y temperaturas que generan, así como por las altas velocidades iniciales que se obtienen, las balas de plomo han quedado casi exclusivamente para la cartuchería de revolver y para la del calibre .22, ya que en este calibre, por el pequeño tamaño de la bala, utilizando el plomo es la única forma, debido a su peso específico, de conseguir un peso aceptable del proyectil, desde el punto de vista balístico.
- Por la forma geométrica. Son aerodinámicas, esféricas, cilíndricas, cilíndrico-cónico, cilíndrico-ojivales, troncocónicas, etc.
- Por la forma de la punta. Son blandas, de falsa ojiva, ojivales, planas, romas, etc.
- Por la función y efectos. Pueden ser deportivas, expansivas, explosivas, incendiarias, de localización, luminosas, ordinarias, perforantes, trazadoras, etc.
- Por la forma del culote: Huecas, perforadoras, talonadas, troncocónicas, etc.
- Por la forma del cuerpo: Lisas, ranuradas, moleteadas, entalladas, etc.

d) *La vaina*

En los cartuchos metálicos actuales, la vaina es un recipiente de metal con forma tubular que contiene en su interior la carga de proyección; en su parte posterior aloja la cápsula iniciadora, siendo engarzada en la parte anterior la bala por la boca. A pesar de haberse utilizado para la construcción de las vainas diversos metales como el hierro, el cobre, el aluminio, el acero, e incluso el plástico, el más utilizado es el *latón militar*, el cual tiene en España una aleación del 72% de cobre y 28% de zinc, con muy estrechas tolerancias.

La misión de la vaina es que se dilate en el disparo con facilidad dentro de la recámara y se adapte a ella perfectamente, para que no salgan hacia atrás ningún tipo de gases de los producidos por la deflagración, realizando una perfecta obturación, para después del disparo recuperar sus medidas primitivas, facilitando así la extracción de la misma. Estas prestaciones sólo se obtienen plenamente con el alto grado de elasticidad del latón antes mencionado.

Se pueden hacer diferentes clasificaciones de las vainas:

- *Por su forma geométrica. Las vainas podemos dividir las en:*
 - *Vaina cilíndrica.* Es un tubo metálico de una sola pieza, como se aprecia en la Figura 1.10, dividido en tres partes, que son: boca, cuerpo y culote.



Figura 1.10. Partes de la vaina cilíndrica.

- *Vaina abotellada o golletada.* Es un tubo metálico en forma de botella, de una sola pieza, y se divide en cinco partes: boca, gollete, gola, cuerpo y culote. El esquema lo presentamos en la Figura 1.11.

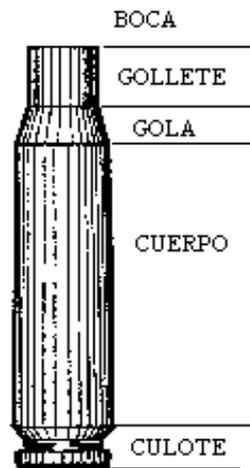


Figura 1.11. Partes de la vaina abotellada.

- *Por la forma externa del culote.* Las vainas pueden ser: de culote reforzado o fajadas, de pestaña o reborde, de ranura, de ranura y pestaña y de ranura y pestaña corta o reducida, como se aprecia en la Figura 1.12.

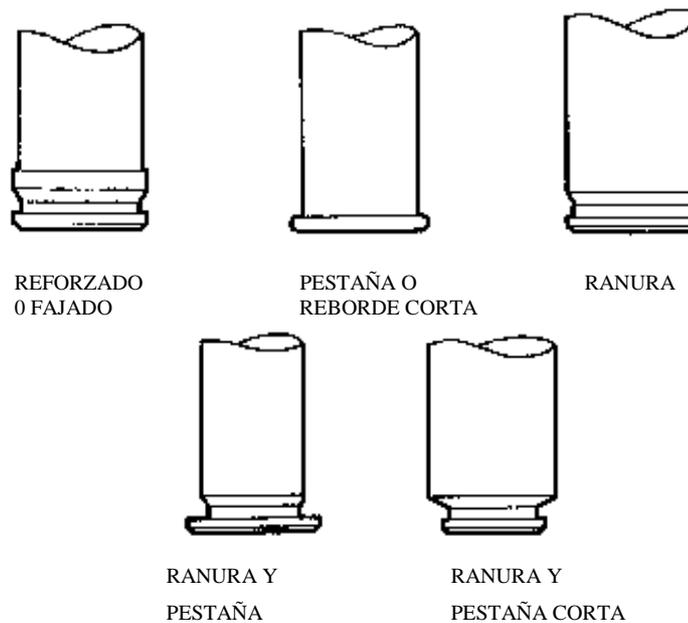


Figura 1.12. Forma del culote.

Esta forma va en función del sistema de extracción del arma que las dispara, pues el extractor engancha en la pestaña o en la ranura de la vaina.

- *Según el alojamiento del pistón.* Las vainas son: *Boxer*, las vainas que no llevan yunque o *Berdan*, las vainas que llevan yunque incorporado. El esquema lo presentamos en la Figura 1.13.

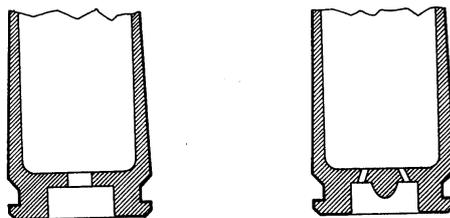


Figura 1.13. Forma de la vaina según el alojamiento del pistón.

1.7.2.- EL CARTUCHO SEMIMETÁLICO

Los cartuchos semimetálicos son aquellos que en su composición intervienen tanto materiales metálicos como otros que no lo son. Tal es el caso de los cartuchos utilizados para la escopeta en que la vaina suele ser de plástico, cartón o material similar y el culote metálico, reforzando a la vaina. Los componentes del cartucho semimetálico se muestran en la Figura 1.14 y son: vaina, pistón, carga de proyección, taco, proyectil o proyectiles, y tapa u opérculo de cierre.

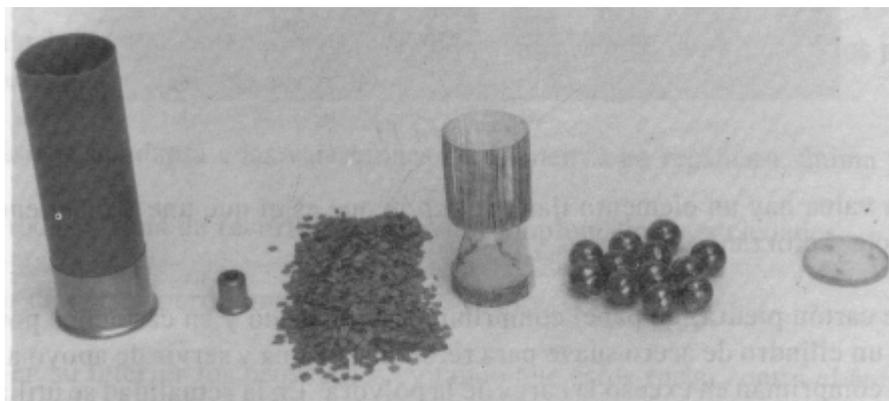


Figura 1.14. Componentes del cartucho semimetálico.

a) La vaina

La vaina, como en los cartuchos metálicos, es la que reúne a todos los demás elementos del cartucho. Se compone de un cuerpo cilíndrico que puede ser de cartón, de plástico o metálico. Las de cartón se hacen a base de papel enrollado sobre sí mismo y encolado para que sea impermeable, siendo, en ocasiones, el cartón plastificado con lo que se impide que la pólvora se humedezca y que el cartón se hinche por culpa de la humedad, deformándose. Las vainas de plástico tienen las cualidades de impermeabilidad, plasticidad y bajo coste. Incluso se hacen con el culote totalmente de

plástico, aunque no esté muy extendido este cartucho, debido a la dificultad que conlleva el lograr las medidas del culote dentro de las tolerancias que se exigen. También se han hecho vainas completamente metálicas, los materiales utilizados en este caso son de acero, latón o aluminio. No obstante, este tipo de vaina por su coste y otros inconvenientes no es tan popular como el resto de vainas semimetálicas.

La parte inferior de la vaina, el culote, es el que proporciona el cierre, llevando al alojamiento del pistón una pestaña que facilita la extracción y evita que el cartucho se hunda en la recámara. El culote metálico, o refuerzo del cuerpo, es tanto más grande cuanto más potente es el cartucho. Pueden medir entre 8 y 25 mm., o más, siendo su clasificación en: ordinarios, semiacorazados, acorazados y superacorazados. En la Figura 1.15 se muestran diferentes culotes de los cartuchos.

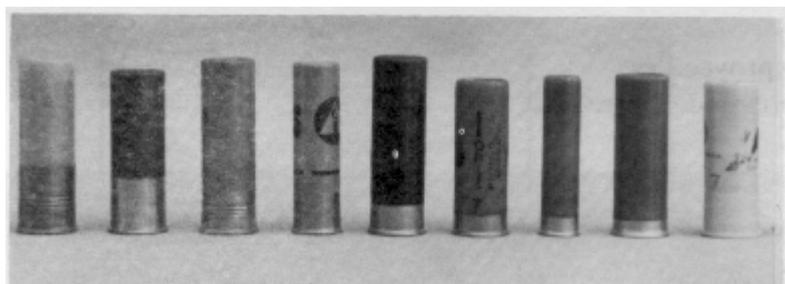


Figura 1.15. Culotes de los cartuchos.

Dentro de la vaina hay un elemento llamado *tapón* que es el que une y mantiene solidarios al cuerpo y el culote, reforzándolos. Puede ser de cartón piedra, de papel comprimido, de plástico y en cartuchos potentes junto al tapón se coloca un cilindro de acero suave para reforzar la vaina y servir de apoyo a los tacos para evitar que éstos compriman en exceso la carga de la pólvora. En la actualidad se utilizan materiales termoplásticos. Según los fabricantes de tapones, éstos también sirven para favorecer la inflamación de la pólvora. El tapón, por su forma, puede ser: plano, cilíndrico, parabólico, semiparabólico, cónico, conico-escalar y semicónico.

Las medidas de las vainas más corrientes son de 65, 67, 68, 70 y 75 mm.

b) El pistón

Es la cápsula iniciadora y lleva las mismas mezclas que en los cartuchos metálicos. Hay diferentes modelos de pistones Boxer y uno Berdan.

c) La carga de proyección

En la cartuchería semimetálica, la pólvora más empleada es la de "una base", siendo la de "doble base" menos empleada. Cuando las pólvoras son muy progresivas se denominan *duras* y se utilizan para iniciadores muy sensibles y de gran potencia. Las pólvoras españolas para cartuchos semimetálicos son de reconocida fama. Entre ellas tenemos la P.S.B., de Explosivos Río Tinto. Las pólvoras norteamericanas son de excelente calidad, con marcas como Alcan, Hércules, Hodgdon, Du Pont, Winchester-Wester y Norma. Otras muy conocidas son la E.H. (belga), la Lapua (filandesa), la P.R. y la G.M.3 (francesas), las Olin y RWS (alemanas), la Wiimmis (suiza), la B.P.D. (italiana), la Norma (sueca) y las Eley, Kynoch e I.C.I. (inglesas).

d) El taco

El taco en los cartuchos semimetálicos va colocado entre la carga de proyección y el proyectil o proyectiles. Puede ser de cartón, serrín prensado, etc. La misión primaria del taco es la obturación de los gases de la pólvora. Como misiones secundarias se pueden citar las de:

- Separar los perdigones de la pólvora.
- Amortiguar la transmisión de la potencia de combustión de la pólvora a los perdigones para que sea progresiva y no deforme los plomos.
- Adaptarse a las variaciones de diámetros en recámara, ánima y choke.
- Lubricar toda la zona de recorrido para evitar emplomados y suciedades.
- Agrupar o dispersar perdigones o postas.
- Contener en su interior los proyectiles evitando que éstos rocen contra el ánima del cañón y se deformen.

Las características que debe tener un taco son que el material tenga forma adecuada; que el diámetro exterior sea ligeramente superior al de la vaina; que su cuerpo sea perfectamente cilíndrico; que su peso sea ligero para que no entorpezca la acción de los plomos y que sea fácilmente impregnable en parafina para que lubrique bien.

Los tacos *cilíndricos* solían quedarse atravesados en el cañón con el consiguiente peligro, ya que podían reventar en el disparo siguiente. Los tacos *neumáticos*, que son tubos herméticamente cerrados de plástico, obturan perfectamente, pero no lubrican muy bien. Los tacos de *copa* son de plástico y con ellos se obtiene una obturación perfecta, aunque adolece de otras características como la lubricación. Estos tacos, además de obturar los gases, llevan una cámara o cojín de aire para amortiguar la presión de la pólvora y para contener los proyectiles. En la Figura 1.16 se muestran diferentes modelos de tacos.

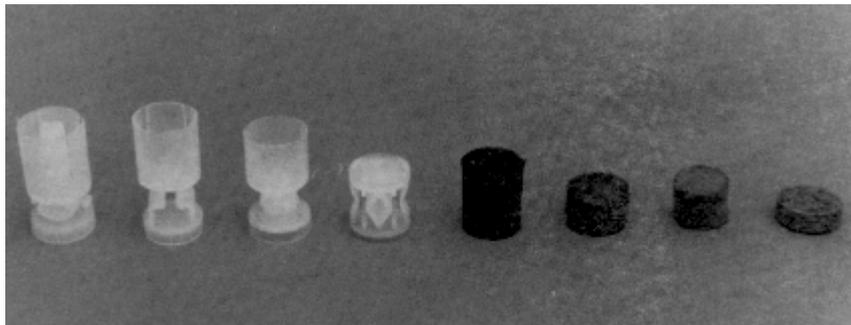


Figura 1.16. Modelos de tacos.

e) El proyectil

Los gases generados por la deflagración de la pólvora, al estar confinados, tienden a salir hacia la boca de fuego empujando a los proyectiles. Si no existiese el taco, los gases, mucho más ligeros que los proyectiles, adelantarían a éstos en su recorrido dentro del cañón y se perdería fuerza de impulsión al no ser obturados dichos gases por el taco. Además, los gases fundirían los perdigones y los soldarían debido al gran poder calorífico que generan. Cuando se dispara una bala en lugar de postas o perdigones ocurre el mismo fenómeno, pues la bala debe de ser de un diámetro ligerísimamente inferior al del ánima (esto sólo referido a las armas de cañón liso) y también en este caso los gases adelantarían al proyectil dentro del cañón. Una vez que el proyectil o proyectiles han abandonado la boca de fuego, el taco acompaña a éstos durante un corto recorrido y va perdiendo velocidad debido a su menor peso hasta que cae, continuando los proyectiles su trayectoria.

Entre los proyectiles que pueden disparar las armas con cañones lisos están: la bala, las postas y los perdigones que pueden verse en la Figura 1.17.

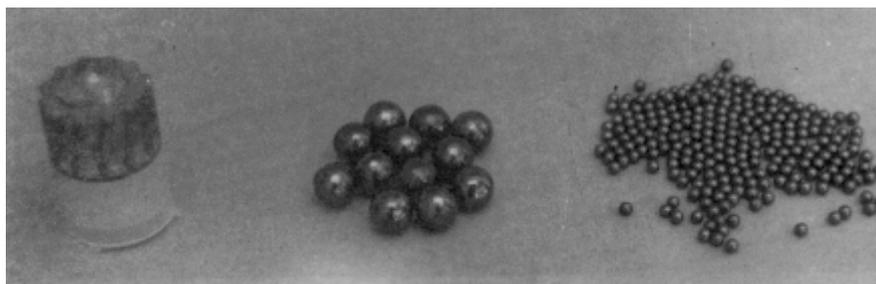


Figura 1.17. Tipos de proyectiles de un cartucho semimetálico.

La bala es un cuerpo único, metálico, generalmente de plomo, de diámetro ligeramente inferior al del ánima del cañón. No deben emplearse en cañones con *choke*, y de hacerlo se deberá tener en cuenta que deben admitir una deformación fácil en el *choke*. Balas conocidas son: *brenneke*, *esférica*, *stendebach* y la *slug*.

Se llama postas a aquellos proyectiles esféricos para las armas de ánima lisa que son en su tamaño mayores de 1/5 del diámetro del cañón del arma que los dispara.

Los perdigones son aquellos proyectiles esféricos para armas de ánima lisa que en tamaño son iguales o menores de 1/5 del diámetro del cañón del arma que los dispara. En consecuencia, se puede establecer que, a igual diámetro de proyectil, puede tratarse de una posta o de un perdigón, dependiendo del calibre del arma que los dispara. Por ejemplo, un proyectil del número 3, de 3,50 milímetros de diámetro, sería un perdigón en una escopeta del calibre 12 (18,42 mm), en cambio sería una posta en las escopetas del calibre 16 (16,80 mm).

En la Tabla 1.3 se presentan las medidas y denominación de postas y perdigones más comunes.

Número	Calibre (milímetros)	Número	Calibre (milímetros)
0000	5,00	4	3,25
000	4,75	5	3,00
00	4,50	6	2,75
0	4,25	7	2,50
1	4,00	8	2,25
2	3,75	9	2,00
3	3,50	10	1,75

Tabla 1.3. Medidas y denominación de postas y perdigones.

El material empleado para la fabricación de los perdigones, postas y balas es de plomo en la mayoría de los casos, bien sea puro, bien aleado con antimonio, estaño o arsénico. Las características que deben reunir estos proyectiles son: homogeneidad, densidad regular, dureza, tamaño igual dentro de unas tolerancias, esfericidad y un buen binomio carga de pólvora carga de proyectiles. Hay también perdigones discoidales, semiesféricos y cúbicos; todos ellos están destinados a cartuchos dispersantes.

f) La tapa u opérculo de cierre

Durante mucho tiempo el cierre en los cartuchos semimetálicos se redujo a un simple opérculo o tapa de cartón, corcho, celuloide o plástico, que llevaba marcado el número de perdigón o munición que contenía. Las características que debe tener son: que sea fácilmente desintegrable; que mantenga compacto el conjunto de proyectiles antes del disparo y que sea resistente a los golpes, caídas, roturas, etc. En la actualidad se tiende a sustituir el opérculo de cierre por un plegado en el extremo de la vaina. Algo así como un cierre en estrella hacia dentro, que proporciona regularidad a la munición y proporciona una escasa pérdida de energía.

1.8.- LA PISTOLA

Prescindiendo del origen etimológico de la palabra pistola, se da ese nombre a *toda arma corta de uno o varios disparos de repetición o semiautomática, excepto las que tienen un sistema de recámaras giratorias, las cuales las clasificamos en el grupo de los revólveres.*

La historia de la pistola guarda estrecha relación con la evolución de la mecánica, la cartuchería, el uso militar y civil y el deporte. Los factores más importantes para la adopción de las armas cortas eran, además de la movilidad y facilidad de uso, la ocultación y la facilidad de transporte.

La primera pistola semiautomática que utilizó munición con pólvora sin humo fue la creada por el ingeniero austríaco Joseph Laumann en el año 1892 y se la denominó Schonherger.

Andreas Wilhelm Schwarzlose, en el año 1893, diseñó una pistola que se accionaba por el movimiento del cañón, siendo en 1898 cuando fabricó una pistola de funcionamiento semiautomático que, como la anterior, también llevaba su nombre. La primera arma de este tipo que alcanzó éxito comercial fue la inventada por el americano Hugo Borchardt, conocida también con el nombre de su inventor. Esta hizo su aparición en el año 1893 y fue la primera que utilizó un cargador separable de su alojamiento en la empuñadura. Se puede considerar a esta pistola como la precursora de la Luger, y estaba concebida para que se le pudiera aplicar una culata y poder usarla como si de una carabina se tratara.

Desde 1906, nombres como John M. Browning y la empresa Colt en U.S.A., la Fabrique Nationale d'Armes de Guerre en Herstal (Bélgica), y Mauser y Walther en Alemania, unieron a los diversos sistemas de acerrojamiento cualidades diferenciadoras entre los tipos de pistolas, iniciándose una carrera hacia la perfección de funcionamiento a que se ha llegado en nuestros días.

Entre los sistemas de funcionamiento más conocidos están los siguientes:

1) Cañón *fijo*

a) *Sistema de cañón fijo y cierre con retroceso* (Sistema Mauser). En este sistema, una vez producido el disparo, el cañón permanece inmóvil sujeto al armazón mientras el cierre es desplazado hacia atrás por la fuerza de los gases. Este sistema se utiliza, salvo alguna excepción, con cartuchos de poca potencia. Dentro de este sistema está la pistola P9S de Heckler & Koch, en la que el acerrojamiento se produce por un sistema de rodillos que no permiten la apertura hasta que no desciende la presión de la recámara. Otra pistola digna de mención es la P7, también de la casa Heckler & Koch, en la que el retardo de la apertura del cierre se produce por una toma de gases existente en el cañón, es decir, que una porción de los gases producidos en la combustión de la pólvora pasa a través, de un orificio a un cilindro cuyo pistón es solidario con la corredera, impidiendo la apertura de la misma hasta que el proyectil abandona el cañón y la presión desciende.

b) *Sistema de cierre articulado y cañón fijo* (Sistemas Borchardt y Luger). Sistema que utiliza la pistola Borchardt, referenciada anteriormente.

2) Cañón móvil

a) Sistema de cañón móvil de largo retroceso

Se denomina así este sistema porque el cañón retrocede una distancia superior a la longitud del cartucho. En este tipo, el conjunto cañón-cierre avanzan juntos sufriendo un movimiento de giro merced a unas acanaladuras de forma helicoidal que se encuentran en el armazón y en los cuales se introducen unos tetones de los que va provisto el cierre. Cuando el conjunto cañón-cierre llega al final de su recorrido el cañón se desbloquea para volver a su posición inicial, para acto seguido hacerlo el cierre, que en su movimiento arrastra un nuevo cartucho al interior de la recámara.

b) Sistema de cañón móvil de corto retroceso

- *Sistema de cañón basculante* (Sistema Browning-Colt)

En este tipo, el cañón y la corredera retroceden conjuntamente hasta un tope en que el cañón se desplaza hacia abajo fijándose y dejando el cierre libre. La sujeción del cañón al armazón se hace mediante un pasador, el cual pasa por el interior de una cadeneta (sistema de biela), que en determinados modelos se ha sustituido por el sistema de rampa que puede ser cerrada o abierta.

- *Sistema de cañón rectilíneo*

Es el seguido por la pistola Walter P-38 y la Llama M-82. El conjunto de cierre está articulado en su parte media, y al producirse el disparo el conjunto cierre-cañón retroceden juntos hasta que los dos cilindros que lleva la articulación golpean contra una rampa situada en el armazón, obligando a esta parte articulada a efectuar un movimiento ascendente y rompiendo de esta forma la rigidez del conjunto, separando el cañón del cierre y continuando este último su movimiento en solitario hasta su tope. Este sistema es uno de los que más aplicaciones han tenido, encontrándose en gran cantidad de modelos de pistolas.

- *Sistema de giro de cañón*

En este sistema, el conjunto cierre-cañón están sujetos merced a unos tetones que tiene este último, los cuales se introducen en la corredera y cuando inician juntos el

movimiento, impulsado por la fuerza de los gases, el cañón inicia un movimiento de giro zafándose de su anclaje y continuando la corredera el movimiento en solitario. Como exponente de este sistema tenemos la pistola *Savage* y la *Steyr* modelo 1911.

En el Apéndice A presentamos un estudio de la pistola *Star Modelo 28 PK*, arma oficial del Cuerpo Nacional de Policía, y que es una de las armas que hemos utilizado en este trabajo.

1.9.- EL REVÓLVER

Con este nombre se conocen desde hace siglos las armas que emplean un sistema de repetición de recámaras giratorias.

Uno de los principales objetivos del hombre a la hora de fabricar armas de fuego era el poder realizar una que hiciera gran cantidad de disparos sin necesidad de cargarla cada vez que se hacía fuego; así se empezaron a fabricar armas con varios cañones. En esta línea de actuación se realizaron armas que dispusieron esos cañones de tal forma que giraran en torno a un eje, los cuales se iban colocando sucesivamente frente al martillo percutor, naciendo de esta manera los "*Peeperbox*", a los cuales se les denominó también "*pimenteros*", "*nido de avispas*" y "*avisperos*". Hay ejemplares de este tipo de armas del siglo XVI. Posteriormente alcanzaron gran popularidad como armas cortas de defensa, pasando de ser un conjunto de cañones alrededor de un eje, a ser una pieza única con varios taladros. Pero cuando realmente se puede hablar del triunfo del revólver es a partir del año 1835, cuando Samuel Colt, en Norteamérica, y Adams, en Inglaterra, patentan sus modelos de revólver. Ambos son de funcionamiento similar, las recámaras se cargan por la parte delantera y emplean el sistema de pistón para la iniciación del disparo. La única competencia que sufrió Samuel Colt durante varios años fue la del revólver Deane-Adams, patentado en el año 1851. En el año 1855 se patentó, en Gran Bretaña, el sistema de doble acción selectiva de Beaumont, y que se aplicó al sistema Adams.

Casi a mediados de siglo, al empezar la cartuchería metálica de percusión anular, el revólver la adoptaría y se transformaría en arma de retrocarga con un cambio esencial en el sistema de alimentación. Fue en el año 1857 cuando la compañía Smith & Wesson

introdujo el primer revólver diseñado para disparar munición con cartucho metálico del calibre .22 corto. Smith & Wesson compró la patente a Rollin White, que impedía a cualquier otra compañía norteamericana que vendiese una pistola de gran calibre y que utilizase cartucho metálico hasta el año 1873, que expiró dicha patente.

El revólver es un arma de repetición y de recámara múltiple, pudiendo ser de doble acción (D.A.), o de simple acción (S.A.).

Vamos a tomar como base para el estudio del revólver los mecanismos empleados en los revólveres oscilantes, cuyas diferencias con los demás veremos después. Las *partes y mecanismos* de que consta el revólver son los que se muestran en la Figura 1.18.

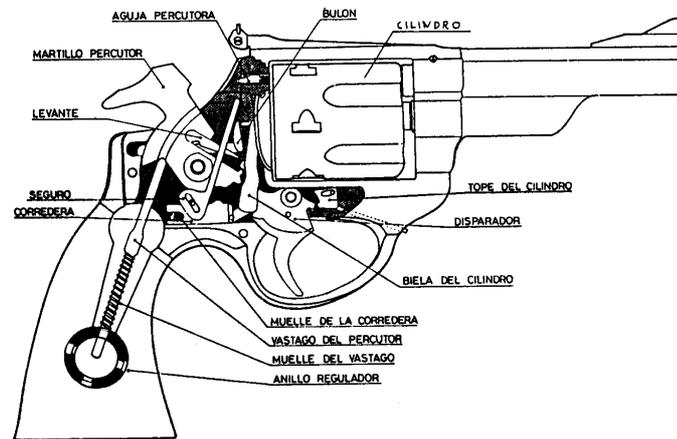


Figura 1.18. Esquema del revólver.

1.- La armadura o armazón

Es la parte que reúne los distintos mecanismos del arma y que además sirve para empuñarla. Dentro de ella se pueden distinguir las siguientes partes:

- a) *Ventana rectangular del cilindro:* Sirve de alojamiento al cilindro y presenta en la zona delantera superior un orificio para roscar la parte posterior del cañón, fijado por un pasador. En la parte central se encuentra el alojamiento del cilindro. En la parte posterior de este alojamiento, o plano de cierre, se encuentran diversos taladros para la aguja percutora, el eje del cilindro y la leva del mismo. En la parte inferior lleva una ventana rectangular donde asoma el tope del cilindro.

- b) *Arco guardamonte*: Sirve para la protección del disparador, para evitar que se dispare fortuitamente al caerse cuando está alimentado o montado. En la parte superior delantera lleva un orificio para el alojamiento del soporte basculante del cilindro.
- c) *Caja plana de mecanismo*: En la parte trasera y posterior del alojamiento del cilindro están situados los mecanismos de percusión, disparo, apertura y seguro, los cuales van cubiertos por una chapa metálica irregular que los protege.
- d) *Empuñadura*: La parte posterior es la empuñadura, en cuyo interior está alojado el muelle real con su varilla guía y el anillo regulador de presión. En otros revólveres el muelle real es sustituido por un resorte plano.

2.- El cañón

Es la parte del arma por donde discurre el proyectil en el momento del disparo. Está enfrentado con la recámara superior del tambor o cilindro.

El ánima del cañón tiene una serie de estrías, que dan un sentido de giro al proyectil cuando se desplaza por el mismo, las cuales comienzan a los pocos milímetros del extremo posterior del cañón. Estos milímetros de cañón están ligeramente ensanchados con respecto al resto del mismo, para que el proyectil al desprenderse de la vaina y tomar las estrías en el cañón, no lo haga de forma brusca, ya que esta especie de embudo facilita la entrada de la bala.

3.- Mecanismo de apertura y cierre

Es el encargado de permitir al tirador acceder a las distintas recámaras del cilindro para introducir los cartuchos en las mismas y de cerrarle firmemente para impedir que se abra accidentalmente con el disparo. Está compuesto por:

- a) *Un bulón*: Pieza interna de forma irregular que con su parte anterior actúa sobre el pivote de la aguja central del expulsor para la apertura del cilindro, y con su parte posterior, mediante un resalte, limita el recorrido del martillo cuando el cilindro está abierto.

- b) *El pestillo del bulón:* Es la pieza que va en su parte exterior, normalmente en la parte izquierda, y sirve para la apertura manual del cilindro, Según el modelo de revólver, puede accionarse hacia atrás o hacia delante.
- c) *Clasificación de los revólveres según su sistema de apertura y cierre:* Atendiendo a su sistema de apertura y cierre, relacionado con el de alimentación, se clasifican en revólver de obturador lateral, basculantes y oscilantes.

- *De obturador lateral*

En este tipo de revólveres, el eje del cilindro permanece fijo a la armadura. La apertura del arma se realiza desplazando una pieza metálica situada en la parte posterior del armazón y en uno de sus laterales. Esta pieza cuando es abatida deja al descubierto o permite el acceso a una de las recámaras. A medida que se va girando el cilindro podemos ir haciendo coincidir cada una de las recámaras del mismo con la referida abertura. La Figura 1.19 muestra un revólver de este tipo.

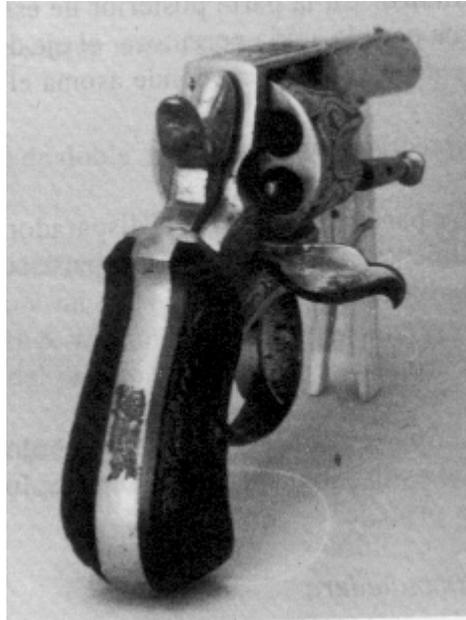


Figura 1.19. Revólver de obturador lateral.

La extracción de las vainas vacías se realizaba mediante una varilla situada en la parte delantera del armazón, con la cual se podían ir empujando las mismas una vez que estaban enfrentadas con la abertura mencionada. Este tipo tiene la ventaja de la sencillez

y de la robustez, pero, por el contrario, tiene la gran desventaja de la lentitud de carga y descarga del arma.

- *Basculantes*

En estos revólveres, el cañón y el cilindro giran hacia adelante, teniendo el eje del giro situado normalmente en la parte delantera inferior de la armadura. El puente que enmarca al cilindro por la parte superior no es rígido y se sujeta a la armadura por un pestillo. Cuando se quería efectuar la extracción de las vainas vacías se procedía a liberar la sujeción del pestillo y se hacía bascular el cañón y el cilindro. En el centro del cilindro se encuentra una estrella, que a medida que vamos girando el conjunto cañón-cilindro se va separando y arrastrando a las vainas por el reborde de los culotes. Cuando se llega al final del recorrido del mecanismo de apertura, la estrella, mediante un resorte, salta, expulsando todas las vainas hacia fuera. La Figura 1.20 muestra una imagen de un revólver basculante.



Figura 1.20. Revólver basculante.

Este sistema tiene la ventaja de la rapidez, ya que al tirador se le presentan todas las recámaras a la vez, pero su gran inconveniente es el de fragilidad. Una vez que empezaron a usarse las modernas pólvoras piroxiladas, el sistema de cierre se mostraba extremadamente frágil, el cual saltaba en el momento de producirse el disparo, abriéndose el arma, esto sin contar con las holguras que se producían en el revólver con el uso continuo del mismo.

- *Oscilantes*

Este sistema combina las ventajas de los dos anteriores, es decir, la rapidez de carga y la robustez, motivo por el cual han dejado de usarse prácticamente los revólveres de los otros sistemas. En el sistema oscilante, el eje del cilindro está sujeto a

un soporte que gira mediante un eje paralelo al del arma y que se encuentra situado debajo del alojamiento del cilindro. En la Figura 1.21 se puede observar un revólver de este tipo.



Figura 1.21. Revólver oscilante.

Si se quiere acceder a las recámaras, se desplaza el cilindro, generalmente hacia la izquierda. Cuando el tambor se encuentra situado en su alojamiento, es decir, en su posición de cerrado, el eje del mismo se introduce en un agujero situado en la armadura. Este eje tiene un movimiento hacia adelante y hacia atrás, permaneciendo en la posición retrasada impulsado por un muelle que se encuentra en su interior. El alojamiento donde se introduce el eje del cilindro está ocupado por un *bulón*, el cual está empujado por un muelle de inferior potencia a la del muelle del eje del cilindro, el cual desplaza al bulón de su alojamiento introduciéndose él. Para abrir el cilindro se empuja, mediante un pestillo situado en un lateral del arma, el bulón, el cual, a su vez, obliga a salir de su alojamiento al eje del cilindro y permite la apertura de éste hacia un lateral. La extracción de las vainas vacías se produce con gran rapidez al ser empujadas todas a la vez por una estrella concéntrica al eje del cilindro y que sale de su alojamiento al pulsar éste, enganchándolas por la pestaña del culote. Una vez que cesa la presión en el eje, éste vuelve a su posición original.

La robustez de este sistema es debida a que la apertura del cilindro es lateral y la presión de los gases no actúa sobre el sistema de cierre. La rapidez de carga y descarga es similar a la de los revólveres basculantes.

4.- Mecanismo de alimentación

Está constituido por las siguientes piezas:

- a) *Cilindro*: Lo componen una serie de orificios internos de forma cilíndrica, que corresponden a las recámaras, y un orificio central para el paso del eje de giro y del mecanismo de expulsión. En su parte exterior lleva unas muescas con rampas, donde se aloja el diente del tope del cilindro. El cilindro puede girar hacia la izquierda o hacia la derecha, según los fabricantes.
- b) *Leva o biela del cilindro*: Pieza que se emplea para ejecutar el giro del cilindro.
- c) *La corona dentada del cilindro*: Es una pieza dentada en forma de hélice sobre la que actúa la biela del cilindro.
- d) *El tope del cilindro*: Sirve para bloquear el cilindro momentos antes de producirse el disparo. Actúa sobre las muescas del cilindro. Este mecanismo funciona de la siguiente forma:

Cuando es presionada la cola del disparador (o gatillo), para disparar en doble acción o cuando se desplaza el martillo para montarlo y disparar en simple acción, una parte del disparador hace descender el tope del cilindro, para que aquél permita que éste gire 1/6 de vuelta, y para introducirse en la siguiente muesca del cilindro y mantenerlo bloqueado. El giro sucesivo del cilindro es motivado por el empuje de una biela o leva conectada al disparador, la cual se desplaza hacia arriba cada vez que es presionada la cola del disparador o se amartilla el arma. Esta biela o leva, en su desplazamiento (o recorrido hacia arriba), engarza en uno de los seis dientes de la corona dentada del cilindro, obligando a girar a éste. Esta acción es simultánea al ocultamiento del tope del cilindro. Hasta que el cilindro no ha completado el giro de 1/6 de vuelta y se encuentre bloqueado por el tope, no se producirá la caída del martillo percutor. Efectuado el disparo, hay que dejar avanzar (recuperar) la cola del disparador hasta su posición inicial para que el ciclo de funcionamiento pueda comenzar de nuevo.

5.- Mecanismo de disparo y percusión

Está formado por las siguientes piezas:

- *Disparador, biela del disparador, corredera y muelle recuperador.*

- Martillo percutor con su levante, anillo regulador de presión y varilla del percutor con su muelle real.
- La aguja percutora y su muelle antagonista.

Para que se produzcan las acciones de disparo y percusión es preciso que el martillo percutor y el disparador entren en contacto, variando el mismo según que el disparo se efectúe en D. A. o S. A.:

- Funcionamiento en *simple acción* (S.A.). Al tirar de la espuela del martillo percutor, éste retrocede, venciendo la fuerza del muelle real y arrastrando en su recorrido al disparador y, por consiguiente, a la cola. Finalizado su recorrido, el martillo percutor queda retenido en su posición más atrasada (amartillamiento) por una arista del disparador, denominada diente de disparo, situada en la zona de contacto martillo-disparador. Cuando se presiona la cola del disparador, éste se desplaza, deshaciendo el contacto entre ambas piezas, quedando liberado el martillo, que es impulsado con fuerza hacia delante por el muelle real que se hallaba comprimido. Se muestra un esquema en la Figura 1.22.

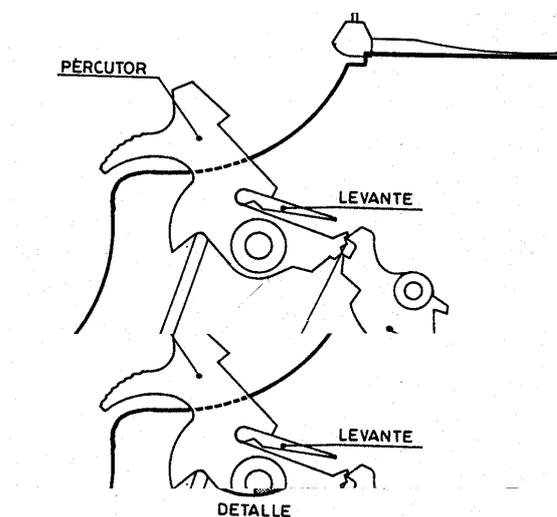


Figura 1.22. Funcionamiento en simple acción.

- Funcionamiento en *doble acción* (D.A.). Cuando el martillo está en reposo (posición adelantada) y se presiona la cola del disparador, la parte superior del disparador se desplaza y empuja una pieza, que va unida al martillo,

denominada levante, la cual, como su nombre indica, desplaza el martillo hacia atrás unos milímetros, recorridos los cuales, una muesca del disparador engarza directamente con un saliente del martillo, empujando a éste el resto del recorrido, hasta que, llegado a un punto, martillo y disparador se separan bruscamente, cayendo el martillo impulsado por la fuerza del muelle real. Sirve, pues, la pieza levante sólo para poner en contacto directo al martillo y al disparador, ya que cuando el martillo se encuentra en su posición más adelantada ambas piezas (martillo y disparador) se encuentran separadas. Se muestra un esquema en la Figura 1.23.

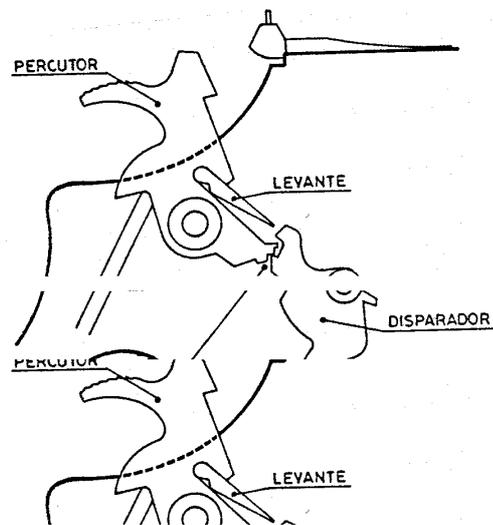


Figura 1.23. Funcionamiento en doble acción.

Respecto a la aguja, puede estar en el interior de un taladro del plano de cierre, como en la pistola, o estar unida al martillo por un pasador.

6.- Mecanismo de extracción

En los revólveres de obturador lateral está compuesto por la baqueta y en los restantes casos por el expulsor con la estrella, pieza donde encajan los culotes de los cartuchos, el vástago, varilla sobre la que presionamos manualmente y el muelle que hace que retorne la estrella a su posición original una vez que dejamos de presionar sobre el vástago para la extracción de las vainas.

En el Apéndice A presentamos detalladamente las características del revólver Astra modelo 960-4", por ser el revólver más utilizado en este estudio de investigación.

1.10.- ARMAS LARGAS

Se consideran armas largas a todas aquellas que tengan una longitud total aproximada de 80 cm y sean diseñadas para ser utilizadas con las dos manos. Como armas largas podemos considerar entre otras la escopeta, el fusil, el rifle y el subfusil.

Podemos decir que escopeta es el término general con que han designado durante los siglos XV al XVIII diversas armas de fuego portátiles. En el siglo XV la escopeta sustituyó con ventaja la espingarda. Gonzalo de Córdoba, en el siglo XVI, la introdujo en Italia, y en 1509 la llevaron a Orán los escopeteros del cardenal Cisneros. Se caracterizaba por cargarse, por la recámara, pero este adelanto, que siglos después se impondría en todas las armas de fuego, excepto los morteros, no se consideró ventajoso en aquella época, seguramente porque su mecanismo de alimentación y cierre era más complicado que el de la espingarda; lo cierto es que, algún tiempo después, la escopeta fue sustituida por el arcabuz, que presentaba la ventaja de llevar consigo la mecha para dar fuego, lo que permitía disparar más rápidamente y poder fijar la puntería; esto era imposible de realizar con la escopeta, puesto que el escopetero tenía que llevar la mecha en una mano para dar fuego a la carga. La mayor parte de las escopetas de caza se diferencian del fusil de guerra (salvo los fusiles automáticos de caza) en la disposición por la que el encaje de la culata con el cañón permite a éste bascular alrededor de un eje para efectuar el cargamento del arma. La escopeta de caza ha seguido todos los progresos del armamento moderno.

Un arma seleccionada para el estudio que presentamos ha sido la Escopeta Policial Franchi; en el Apéndice A mostramos características técnicas de este arma.

Respecto al fusil podemos decir que suecos y franceses empezaron a sustituir el mosquete, que a su vez había desplazado al arcabuz, por el fusil de chispa hacia 1930. La adopción de este fusil se generalizó a finales del siglo XVII tras la invención de la bayoneta, acoplable al mismo, que desplazó definitivamente a la pica. En España, las primeras compañías de ganaderos armados con este fusil entraron en servicio en 1765. El fusil de percusión apareció entrado ya el siglo XIX, extendiéndose a partir de 1835 modelos con cañón rayado y un alcance del orden de 500 m. El arma de retrocarga o

fusil de aguja se reputó a partir del éxito obtenido con los prusianos en Sadová (1866). Como fusil de repetición, el primero en imponerse fue el Lebel, y después del Mauser, más perfeccionado, que en España estuvo en servicio desde 1893 hasta 1958. La segunda guerra mundial registró el desarrollo de los fusiles semiautomáticos (tipo M-1 norteamericano) y dio lugar a la aparición del MP-44 alemán, considerado como el primer fusil de asalto producido en serie. En 1958 fue declarado reglamentario en España el C.E.T.M.E., diseñado por el Centro de Estudios Técnicos de Materiales Especiales, adoptado también por la República Federal de Alemania y que utiliza el calibre 7,62 mm normalizado por la N.A.T.O. (North Atlantic Treaty Organization). Posteriormente este fusil fue perfeccionado con el modelo C y en 1978 se encontraba en avanzado estado de desarrollo el modelo L-1 de calibre 5,56 mm. Esta reducción de calibre, e incluso a medidas inferiores, parece imponerse en todo el mundo. Visto que no es rentable un alcance práctico superior a 300-400 m, se persigue una reducción en peso (arma y cartucho) y en energía de boca (de 292 Kg en el C.E.T.M.E. modelo C a 158 en el L-1), que es la causante del retroceso. Por el contrario, se incrementa la velocidad inicial del proyectil (de 780 a 930 m/s, respectivamente, en los modelos citados).

En el Apéndice A también figuran las características técnicas del fusil y del cetme que utilizaremos para el estudio que vamos a abordar.

Diremos que subfusil es un arma portátil de tiro tenso y automático que, accionando un dispositivo, dispara tiro a tiro o a ráfagas. Incorrectamente también recibe el nombre de metralleta.

Por último, el término rifle hace referencia a un tipo de fusil rayado y de repetición. El rifle de Kentucky, de 1730, utilizaba ya esta denominación pese a ser un arma de avancarga y no repetidora. Los primeros rifles de repetición (Spencer y Henry) fueron superados por el Winchester de 1866. El término rifle sigue siendo característico de las armas largas norteamericanas de tipo fusil.

1.11.- SILENCIADORES

A pesar de estar prohibido su uso en España, el empleo de silenciadores es muy interesante en el tema que nos ocupa. En la Figura 1.24 se presenta la fotografía de un silenciador.



Figura 1.24. Silenciador.

El efecto de amortiguamiento del sonido se obtiene por una serie de cámaras elásticas de descompresión. En la Figura 1.25 se muestra un esquema de un silenciador.

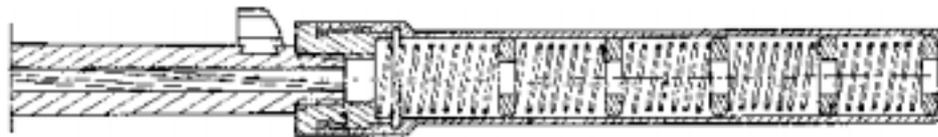


Figura 1.25. Esquema de un silenciador.

Cuando la velocidad inicial del proyectil supera a la del sonido el paso de la bala por el aire provoca ondas de choque similares a las producidas por los aviones supersónicos. Se comprende pues, que estas ondas sonoras, diferentes de la explosión del cartucho y producidas por el proyectil fuera del arma, no se puedan amortiguar.

Los cartuchos llamados de supervelocidad o ultrasónicos, deben ser descartados cuando se utiliza silenciador puesto que su velocidad inicial excede la del sonido. En cuanto a la munición denominada estándar, su velocidad es en principio ligeramente inferior a 340 m/s, pero puede ocurrir que, incluso con municiones procedentes de una misma caja, ciertos cartuchos más cargados den al proyectil una velocidad superior a este límite. Esta es la explicación de las irregularidades de funcionamiento que a veces se atribuyen al silenciador. Es importante pues, para una total satisfacción, elegir munición de calidad regular y, a ser posible, del tipo denominado "de velocidad lenta".

El empleo de silenciadores no debe alterar en absoluto la precisión del tiro. Si acaso ocurriera, habría que verificar la posición de las arandelas interiores así como la alineación del silenciador respecto al cañón del arma. Un ligero roce de la bala contra una de las arandelas es suficiente para desequilibrar el proyectil.

En el estudio que presentamos en esta memoria hemos utilizado dos silenciadores adaptados a un rifle Unique .22.

EL FENÓMENO DEL SONIDO

2.1.- MECANISMO DE GENERACIÓN, EMISIÓN Y PROPAGACIÓN DEL SONIDO AL PRODUCIRSE UN DISPARO

Podemos decir que el origen de los sonidos objeto de nuestro estudio, los disparos son los explosivos, que generarán una onda de presión que se propaga por el aire. El aparato auditivo del hombre es capaz de captar las ondas de presión que son procesadas por el cerebro. Por ello, puede ser conveniente dar una descripción de ambos, aunque sólo sea de forma breve y cualitativa [MAC96].

El explosivo es un compuesto determinado o una mezcla de cuerpos que, por la influencia de una excitación conveniente, puede sufrir una descomposición muy rápida que se propaga con formación de productos más estables, liberación de calor y creación local de una alta presión, como consecuencia de la influencia del calor sobre los gases producidos.

La explosión es la transformación de un explosivo, en un tiempo extremadamente corto, en un gran volumen de gas a elevada temperatura, produciéndose unos efectos mecánicos violentos (onda de choque) que se manifiestan como un gran ruido. El volumen y la temperatura de los gases depende de la composición química del explosivo.

Los explosivos con reacción de combustión pueden descomponerse de varias maneras de las que a nosotros nos interesan dos:

- 1.- Por deflagración o combustión en espacios cerrados:

Es una combustión rápida, cuya velocidad de transformación en gas es inferior a los 2000 m/s, sin necesidad de aporte de oxígeno exterior. La deflagración es un proceso puramente químico que se propaga por capas paralelas, comunicándose el calor necesario para la reacción de una capa a otra por conductividad, es decir, la masa arde uniformemente por capas paralelas hacia el interior.

2.- Por detonación:

Es una reacción química, por la cual una sustancia se descompone casi en su totalidad en gases, en un tiempo muy breve, y con gran desprendimiento de calor, produciéndose esta reacción a velocidades superiores a 2.000 m/s, del orden de los 7.000 m/s. La detonación es un proceso esencialmente mecánico, es un proceso de choque combinado con una reacción química.

No se debe de confundir la "onda de detonación" que avanza en la masa del explosivo y que es un fenómeno físico-químico, con la "onda expansiva", que es la consecuencia de la brusca expansión de los gases producidos en la explosión.

Esta onda es puramente mecánica y, por supuesto, se propaga en los medios que rodean a la explosión, perdiendo velocidad e intensidad al irse alejando del centro de la explosión, acabando por convertirse en onda sonora.

La sensibilidad de los explosivos disminuye con el aumento de densidad del compuesto químico, con la humedad y especialmente si están "fregmatizados", es decir, si están protegidos por sustancias líquidas o viscosas inertes.

Se llama temperatura de detonación a la que debe alcanzar cada explosivo para que se inicie la explosión. La velocidad de detonación depende del tiempo que necesita una unidad de explosivo para su transformación total en gases. Se mide en m/s e indica la rapidez con que la onda de detonación se propaga en la masa del explosivo. Los efectos de la explosión dependen de la velocidad de transformación en gas y del volumen y temperatura de los gases producidos. La velocidad de transformación depende de la naturaleza, densidad y grado de compresión del explosivo.

La onda de presión se propaga por el medio, primero por el metal y después por el aire, que puede ser en un espacio abierto, o en un espacio cerrado como es un local.

Podemos considerar que el aparato emisor del sonido del disparo se compone de tres elementos básicos:

- Un generador de energía, al producirse la combustión del explosivo.
- Una cavidad resonante, el ánima del arma.
- La salida de los gases de la combustión al exterior del ánima.

La cavidad resonante no es deformable por lo que en principio no vamos a tener resonadores variables, y por tanto podemos pensar que el espectro de la onda de presión previamente generada permanece constante.

La energía de las señales acústicas a que dan lugar las resonancias del ánima pueden concentrarse alrededor de las frecuencias correspondientes. A estas concentraciones se las denomina "formantes", y son de capital importancia en temas como el análisis que nos planteamos.

Una misma clase de arma, por ejemplo pistola, sospechamos que pueda emitir disparos con sonidos muy diferentes pues éstos dependerán de la forma del ánima (longitud, choque, estrías, etc.) y además de la diferente munición utilizada (longitud de la bala, carga del explosivo, etc.)

2.2.- EL SISTEMA AUDITIVO HUMANO

Se debe diferenciar el concepto de sonido (movimiento vibratorio) y el de sensación sonora (efecto que produce en el órgano auditivo). El primero goza de unas propiedades que no son análogas a las que tiene el segundo, puesto que en éste último, tiene un papel importante las características subjetivas.

El margen de presiones sobre las que puede operar el oído humano es verdaderamente extenso, ya que no sólo puede resistir sonidos con una amplitud de presión que exceda a 1.000 microbar, sino que responde a sonidos con una amplitud de presión tan pequeña como 0,0001 microbar. Por otra parte, el oído es capaz también de responder a frecuencias comprendidas entre los 20 y 20.000 Hz. Sin embargo, las funciones del oído son mayores que las de un micrófono extremadamente sensible, ya que también actúa como un analizador en frecuencia de gran selectividad, que en unión al sistema nervioso, puede detectar sonidos de una frecuencia particular, en presencia de un intenso ruido de fondo [REC99].

El aparato auditivo humano, mostrado en la Figura 2.1, está formado por tres elementos básicos [FLA72], [POU83]:

- Un pabellón colector de las ondas sonoras (oído externo), que consta de dos partes fundamentales, el pabellón y el conducto auditivo externo.
- Una interfaz acopladora de impedancias acústicas (tímpano y oído medio).
- Un sistema sensor-analizador frecuencial (caracol y membrana basilar).

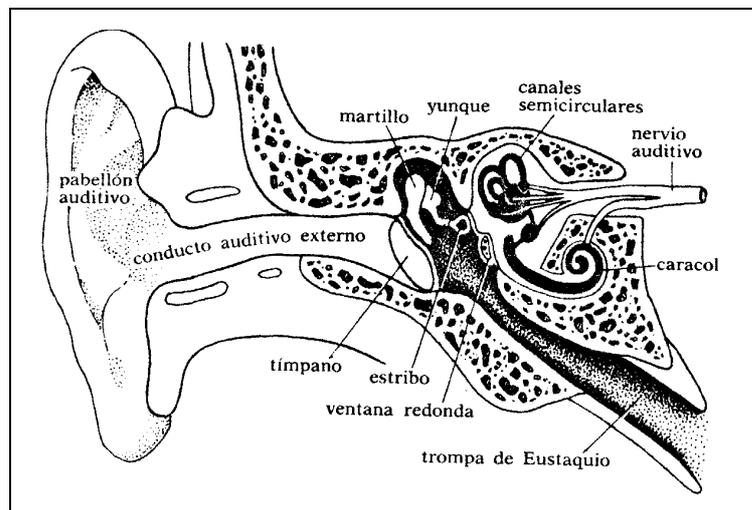


Figura 2.1. Aparato auditivo.

El pabellón recibe las ondas sonoras aumentando su intensidad y facilitando su paso hacia el interior. El conducto auditivo externo es un canal sinuoso de 30 mm de longitud y 7 mm de diámetro que introduce las ondas sonoras hacia el oído medio.

Además, actúa como cámara de resonancia y también amortigua los sonidos más agudos.

El tímpano es de tejido fibroso y tiene forma cónica. Puede vibrar gracias a la cámara de aire que lo rodea. La existencia del aire en esta región se debe a la trompa de Eustaquio, que conecta con la rinofaringe, siendo así posible airear la caja timpánica. La cámara de aire, además, protege al oído interno de las bajas presiones bruscas y de los sonidos demasiado intensos, y también asegura las condiciones favorables de suspensión e inercia de la cadena de huesecillos (martillo, yunque y estribo). Esta cadena ósea acaba en la platina del estribo, que queda encajada en la ventana oval. La misión primordial del oído medio es la de transmisión, pero igualmente importante es la amplificación que puede llevar a cabo. En efecto, las ondas sonoras se transmiten por el aire hasta el tímpano, que funciona por presión, y luego, a partir de la ventana oval, se transmiten por un medio líquido. Sin el conjunto tímpano-cadena se produciría una importante pérdida de potencia de la señal entre ambos medios. Así, tímpano y oído medio actúan como un dispositivo de adaptación de impedancias.

La platina del estribo actúa como un pistón que, entrando y saliendo, pone en movimiento a los líquidos linfáticos, los cuales pertenecen ya al sistema sensor-analizador frecuencial. Este tercer elemento es el de mayor interés, ya que en él se llevan a cabo procesos de análisis de la señal acústica. Estos procesos, aún por conocer, representan el ideal para los sistemas de análisis de voz y de reconocimiento automático del habla.

El caracol o cóclea es el principal componente del mecanismo de la audición, y es de pequeñas dimensiones. Consta de tres partes: rampa vestibular, rampa timpánica y una tercera parte central que incluye a la membrana de Reissner, el canal coclear, la membrana basilar, la membrana tectoria y el órgano de Corti.

La membrana basilar (dispuesta en todo el desarrollo del caracol), junto al órgano de Corti constituyen el elemento activo de análisis. Esta membrana no es el único elemento que se mueve, sino que lo hace junto al resto de los elementos internos del caracol. La teoría de la resonancia propuesta por Helmholtz suponía que había resonadores alineados a lo largo del caracol, y que cada uno vibraría según una frecuencia determinada, que transmitiría a una fibra del nervio auditivo. Así, este nervio

llevaría al cerebro un mensaje ya analizado. Sin embargo, hoy día se sabe que las vibraciones del caracol deforman los cilios de las células del órgano de Corti y estas deformaciones estimulan las fibras del nervio auditivo, dando lugar así al nacimiento del mensaje sensorial auditivo cifrado, el cual se transmite por el nervio auditivo hasta llegar al cerebro, quien realiza el oportuno descifrado.

De la misma forma que un sonido excesivamente débil no se percibe, uno excesivamente fuerte produce una sensación dolorosa y molesta, existiendo por tanto, unos límites de intensidad para el estímulo físico, por debajo y por encima de los cuales la audición es imposible.

Una de las medidas más simples que pueden hacerse de la capacidad de audición es la de determinar la forma en que un nivel de intensidad mínimo perceptible varía con la frecuencia. La intensidad mínima acústica que puede detectarse a una determinada frecuencia, es lo que se denomina umbral de audición para esta frecuencia. Se pueden efectuar medidas para reconocer los dos límites extremos anteriormente mencionados, pero los resultados varían considerablemente de un individuo a otro.

Un sonido de determinada naturaleza parece tanto más fuerte cuanto mayor sea la amplitud de las vibraciones en la proximidad del oído. Cuando nos alejamos de la fuente sonora la intensidad del sonido disminuye de una forma inversamente proporcional con la distancia, cuando el sonido se emite en un medio homogéneo, isótropo y no absorbente, propagándose en forma de ondas esféricas. Una fuente sonora emite una energía que se transmite a través de cada región del medio que rodea a la fuente, en el caso de que no existan pérdidas en el medio, toda la potencia radiada por la fuente deberá atravesar a una superficie que envuelva a la misma. Si la fuente sonora es omnidireccional, la potencia es igual al producto de la intensidad por el área de la superficie que la rodea, si la fuente sonora es direccional, la energía emitida se calculará por integración. La intensidad sonora es difícil de medir, generalmente se obtiene a partir de la presión sonora en un número suficiente de puntos de la superficie esférica que envuelve a la fuente.

Existe un mínimo valor de variación de la intensidad I para que el oído lo distinga; a este mínimo se le denomina sensibilidad diferencial para las intensidades y el porcentaje del cambio será $\Delta I/I$. En la zona en la que el umbral diferencial de intensidad es prácticamente constante, la variación relativa $\Delta I/I$ corresponde a una variación del nivel de intensidad percibido L mediante la expresión dada por Weber:

$$\Delta I/I = \Delta L/K$$

que fue modificada posteriormente por Fechner, adoptando la forma:

$$L = K \log I$$

La experiencia pone de manifiesto que las variaciones de intensidad de un sonido no son proporcionales a las variaciones de nivel de intensidad que percibimos, sino que éstas siguen la ley de Weber-Fechner, que establece que la magnitud de un nivel es proporcional al logaritmo del estímulo que lo provoca, aunque sólo sea exacta, en la región de intensidades y frecuencias medias. El carácter logarítmico del nivel respecto al estímulo supone un crecimiento muy reducido para grandes incrementos de la intensidad sonora. De acuerdo con la relación obtenida por Weber-Fehner, tenemos para el nivel de intensidad L_I , de una intensidad I la expresión:

$$L_I = 10 \log (I/I_u) \text{ dB}$$

donde $I_u = 10^{-12} \text{ w/m}^2$ es el valor de la intensidad umbral para una frecuencia de 1000 Hz. El máximo valor que tolera el oído es el de una intensidad de 1 w/m^2 , que produce una sensación dolorosa, siendo el nivel de intensidad:

$$L_{I_{max}} = 10 \log (1/10^{-12}) = 120 \text{ dB}$$

Por tanto, vemos que el campo de audibilidad viene expresado entre 0 y 120 dB, siendo el cero ficticio, ya que no se trata de un cero absoluto, sino de referencia a nuestra fisiología. Al ser el decibelio una manera de expresar matemáticamente la presión sonora, es una magnitud física medible.

El aparato auditivo es capaz de detectar una gran variedad de señales acústicas, pero sólo en un rango de frecuencias. Normalmente se admite que el oído humano

percibe el rango de frecuencias que va desde los 16 Hz hasta los 20000 Hz. Por debajo se encuentran los infrasonidos, y por encima los ultrasonidos. La curva de Wegel, que se muestra a continuación en una representación logarítmica, señala estos límites.

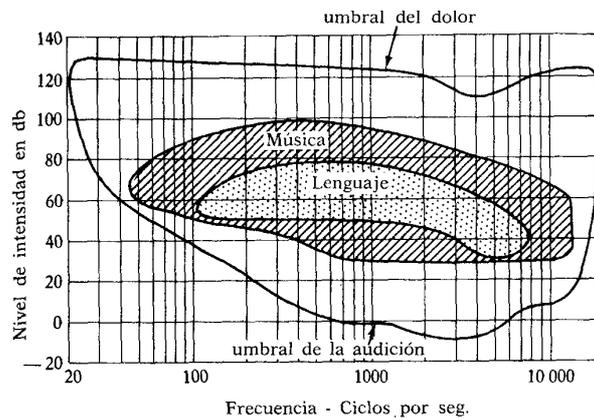


Figura 2.2. Curva de Wegel.

2.3.- IDENTIFICACIÓN DEL ARMA Y LA MUNICIÓN

El objetivo final del procesamiento automático que nos planteamos es la creación o construcción de un sistema implantado en un computador capaz de identificar el tipo de arma y la munición utilizadas en un disparo utilizando como información de entrada el propio sonido del disparo. Una vez alcanzado dicho objetivo, se podría diseñar una interfaz hombre-computador más amigable que permita a cualquier usuario trabajar con la aplicación e incluso ir añadiendo más registros a la base de datos de los sonidos de disparos.

El planteamiento ha sido presentar un sistema de reconocimiento automático del arma y la munición utilizados en un disparo mediante funciones estadísticas y redes neuronales.

El estudio que nos planteamos es complejo, sobre todo por el gran número de armas y municiones diferentes que pueden ser utilizadas. Nosotros nos limitaremos a trabajar con cinco clases de armas y cuatro de munición.

El estudio lo vamos a dividir en dos partes:

- Identificación del arma.
- Identificación de la munición.

Como es evidente, el arma y la munición objeto de ser identificados no se han utilizado para ajustar los parámetros del sistema que queremos construir, pues, de lo contrario no tendría mucho interés la aplicación que buscamos llegar a diseñar.

La gran potencia de cálculo de los procesadores de señal o en general de los computadores han hecho que, bien vía una Transformada Rápida de Fourier (FFT) o bien los coeficientes LPC de marcos de señal, la extracción de características sea algo tratado como caja negra en los reconocedores de señales, en general, de manera que el proceso de reconocimiento pueda modelarse como reconocimiento de secuencias de patrones de dichos marcos.

Haciendo un estudio paralelo al que se ha venido realizando en reconocimiento del habla, nos podríamos plantear comenzar con un estudio estadístico, utilizar la técnica de Codificación Predictiva Lineal (LPC's) [FLA72] y el método de los Modelos Ocultos de Markov (HMM), pero la técnica de reconocimiento que se utiliza en la actualidad es la que se conoce con el nombre de Redes Neuronales Artificiales (ANN), que consigue unas tasas de aciertos comparables, y en algunos casos superiores, a las técnicas más clásicas. Una de las arquitecturas de redes neuronales más empleadas es el perceptrón multicapa, que en el presente trabajo se integra en el sistema de reconocimiento del arma y de la munición.

2.4.- COMPLEJIDAD DEL PROBLEMA

Hemos intentado que el trabajo realizado fuera lo más próximo a la realidad y que no fuera un simple trabajo de laboratorio, pero no por ello vamos a pensar que en una situación real se van a dar las mismas circunstancias.

Entre las causas de las posibles limitaciones que tenga el sistema que vamos a desarrollar podemos destacar:

- Gran cantidad de armas y munición diferentes.
- En muchas ocasiones puede que se utilice un arma no estándar, diseñada por el propio disparador.
- En el caso de utilizar la aplicación a un caso real, la grabación del disparo probablemente sea en un entorno diferente y en algunos casos muy distante de uno que se pudiera seleccionar para este estudio; por ello, nos hemos planteado hacer grabaciones en varios entornos, intentando aproximarnos más a la realidad.
- La munición que se va a utilizar cambia con los años; sobre todo en cuanto a cantidad y calidad del explosivo.
- Siempre será posible utilizar un arma típica, pero a la que se le han hecho algunas modificaciones, como recortar el cañón. Por ello también hemos tenido en cuenta esta posible alteración y hemos trabajado con armas con cañón recortado.
- No hay que olvidar la posibilidad de utilizar silenciadores.
- No se van a tener micrófonos en todas las habitaciones o diferentes zonas del exterior, por ello se ha realizado el estudio en entornos cerrados y abiertos, incluso produciéndose el disparo en uno de ellos y colocando el micrófono en el otro.
- No hay que olvidar la posibilidad de que se emitan dos o más disparos seguidos, en forma de ráfaga.
- La señal de ruido puede ser muy diferente, sobre todo después de producirse el disparo.

Ahora bien, hay otro tema que aún no hemos mencionado y que no por ello resulta menos interesante y es el siguiente: ¿podríamos llegar a diferenciar dos armas del mismo tipo y modelo entre las que cambie sólo el número de serie? Es decir, ¿podríamos identificar un arma concreta dentro de una misma clase? Este estudio puede ser tratado en un futuro.

Nosotros de cada tipo de arma utilizaremos tres diferentes, como figura en las Tablas del Apéndice E1 o incluso en alguna ocasión hemos llegado a utilizar hasta diez diferentes, pero el objetivo no ha sido llegar a identificar exactamente el arma, sino simplemente la clase de arma utilizada en el disparo.

METODOLOGÍA EN RECONOCIMIENTO DE SONIDOS

3.1.- INTRODUCCIÓN

En el problema de reconocimiento del arma y la munición la fuente de información es la forma de onda de la señal acústica, es decir, el disparo. El primer tratamiento que recibe la onda es común a cualquier tarea que involucre el procesamiento de señales, consistente en su representación según un modelo dado, y la aplicación de una transformación para obtener una señal más conveniente para la tarea concreta a desarrollar. Este proceso durante el cual se utilizan metodologías genéricas de tratamiento de señal se denomina preprocesado de la señal acústica.

Estas técnicas provienen del campo de teoría de la señal y siempre utilizan algún tipo de análisis dependiente del tiempo [RAB78], basado en el hecho de que las propiedades de ciertas señales de sonido cambian con el tiempo de manera muy lenta. Esta hipótesis, denominada principio de cuasi-estacionariedad, proporciona una colección de técnicas que analizan la señal en períodos cortos de tiempo, en los que el comportamiento puede suponerse estacionario. En el trabajo que nos ocupa será preciso realizar el estudio oportuno para ver si dicha hipótesis es válida y por tanto las técnicas se pueden aplicar a los sonidos de disparos.

En estos tratamientos, pequeños fragmentos de la señal original se aíslan del resto y se procesan como si formaran parte de un sonido continuo de propiedades fijas. Repitiendo el proceso para distintos fragmentos (denominados marcos, o con el anglicismo original "frames"), que suelen extraerse a intervalos periódicos de tiempo y superponerse parcialmente entre sí, se obtiene una secuencia de parámetros que nos sirve como representación de la señal de sonido.

La manera de escoger la señal fuente de información, y por tanto el tratamiento que se ha de aplicar a los parámetros representantes de la señal, nos permite diferenciar entre técnicas de tratamiento globales y analíticas.

3.2.- TÉCNICAS GLOBALES

En las técnicas globales, los objetos a reconocer se consideran como un todo, de manera que la tarea consiste en clasificar el objeto en alguna de las clases o símbolos del sistema de clasificación. Estos símbolos, armas y/o municiones, forman lo que se ha venido denominando de manera genérica el diccionario de palabras.

Las fases a seguir con este planteamiento son:

- 1.- Detección de bordes para separar el objeto a reconocer del resto de la señal que consideraremos como ruido.
- 2.- Comparación del objeto con los prototipos almacenados en el diccionario con alguna métrica o medida de disimilitud para poder aplicar algún criterio de decisión, habitualmente distancia mínima, y asignar al objeto una clase. Los criterios de decisión clásicos provienen del área de reconocimiento geométrico de formas.

Contando con la posibilidad de que la longitud de la representación de los objetos no sea fija debido a factores intrínsecos de la naturaleza de los distintos sonidos, un problema nada despreciable es encontrar formas adecuadas de comparación de objetos de longitudes distintas. Hemos utilizado la normalización temporal obteniendo buenos resultados [CAS87].

Otra aproximación global aplicable son las Redes Neuronales (RN) utilizadas como sistemas clasificadores, donde la entrada y la salida de la red está formada por la secuencia de vectores de parámetros. El problema con esta aproximación sigue siendo el mismo: la entrada no siempre es de la misma longitud. Por ello, y como el tamaño de entrada en una RN es constante, pueden seguirse tres caminos:

- I) Utilizar una red con una entrada de capacidad igual a la menor de los objetos de entrada y en este caso estaríamos teniendo en cuenta sólo parte de la información.
- II) Utilizar una red con una entrada de capacidad igual a la mayor y rellenar con "silencios" el objeto de entrada, para objetos más cortos.
- III) Escalar la secuencia de entrada a un tamaño fijo por métodos de interpolación o decimación dependiendo de la longitud del objeto de entrada y del tamaño de la entrada a la red.

3.3.- TÉCNICAS ANALÍTICAS

En esta aproximación, los objetos a reconocer se consideran estructurados y compuestos de elementos simples relacionados. Los elementos simples que podríamos considerar son los sonidos propios del mecanismo del arma; ahora bien, esto nos llevaría a tener que grabar señales de muy poca intensidad, lo cual conlleva la grabación de mucho ruido y no es nuestro objetivo, ya que se pretende diseñar una aplicación para utilizarla en un edificio inteligente, en un banco, en el exterior, etc., donde posiblemente habrá bastantes ruidos. En este caso tendríamos que contar, además de con el diccionario de disparos, con un diccionario de sonidos de mecanismos de armas, y el estudio sería muy complejo, por lo que en principio vamos a descartar la aplicación de esta técnica.

En cualquier caso, con este planteamiento, la sucesión de vectores de parámetros se divide en segmentos (segmentación de la señal) y cada segmento es etiquetado con alguno de los símbolos del diccionario y en su caso con un valor de certeza.

3.4.- DIGITALIZACIÓN DE LA SEÑAL

3.4.1.- ADQUISICIÓN Y ACONDICIONAMIENTO

Para poder medir las características de la onda de presión (señal de disparo) se utiliza un sensor o traductor de señal (micrófono) que transforma la señal original en una señal eléctrica de análogas características. Como la señal eléctrica suele ser muy débil, se amplifica a través de circuitos electrónicos analógicos hasta niveles adecuados para su tratamiento.

Aunque podría realizarse un procesamiento analógico de la señal, todos los sistemas de reconocimiento utilizados hasta ahora hacen una transformación de la señal analógica a digital previa a la obtención de la secuencia de características. Dos razones para esta transformación son la existencia de técnicas de tratamiento digital de señal muy sofisticadas que no se podrían realizar analógicamente y que existen Procesadores Digitales de Señal (DSP) compactos y versátiles para implementar dichas técnicas.

La conversión analógico-digital tiene tres fases (muestreo, cuantificación y codificación) que describimos brevemente e indicamos los valores de los parámetros utilizados en nuestro sistema de adquisición.

3.4.2.- MUESTREO

El proceso de muestreo consiste en transformar una señal analógica $x(t)$ en una secuencia de valores x_n , donde x_n es el valor de la señal $x(t)$ en el instante nT , siendo T el periodo de muestreo. A la inversa del periodo de muestreo f se le denomina frecuencia de muestreo de la señal [BEL90].

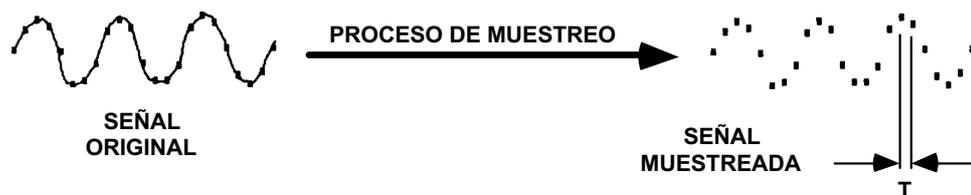


Figura 3.1. Proceso de muestreo.

Para poder reconstruir la señal original a partir de la señal muestreada debe cumplirse el teorema de muestreo de Shannon, que relaciona la frecuencia de muestreo con el ancho de banda de la señal original. Según dicho teorema, si restringimos el ancho de banda de una señal a una cantidad predeterminada $[0,W]$, ésta puede ser reconstruida a partir de la señal muestreada si la frecuencia de muestreo es igual o superior al doble del ancho de banda (frecuencia de muestreo de Nyquist).

Puesto que los sonidos con los que vamos a trabajar son desconocidos, nos planteamos no aplicar ningún filtro en la etapa previa de muestreo y muestrearemos a la máxima frecuencia que nos permiten los dispositivos con los que trabajamos, en concreto a 44100 Hz. Al hacer un análisis espectral se verá que es más que suficiente y que hubiera bastado con muestrear a 11 KHz.

3.4.3.- CUANTIFICACIÓN

La señal discreta obtenida mediante el proceso de muestreo es discontinua en el dominio del tiempo pero continua en el dominio de la amplitud. El proceso de cuantificación consiste en discretizar las amplitudes, es decir, dividir el intervalo de variación de la amplitud de la señal en subrangos y asignar a todos los valores en cada subrango el mismo valor de la amplitud.

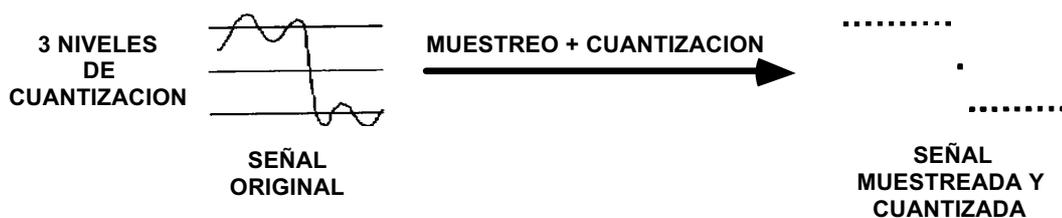


Figura 3.2. Proceso de muestreo y cuantificación.

Los dos parámetros que definen el proceso de cuantificación son el número de niveles empleados, que tiene que cubrir el rango total de amplitudes, y el tamaño de cada uno de esos niveles. Si representamos por x_i' al valor de la muestra i -ésima cuantificada y por x_i su valor antes de la cuantificación, el proceso de cuantificación introduce un error $e_i = x_i' - x_i$ denominado error o ruido de cuantificación.

Hay múltiples estudios de la influencia del ruido de cuantificación en la reconstrucción de la señal original; todos ellos presuponen tres características estadísticas muy deseables, pero que no siempre se cumplen, que son:

- 1.- Es un ruido blanco estacionario
- 2.- La señal de error e_n no está correlacionada con la señal original x_n
- 3.- La función densidad de probabilidad de errores de cuantificación a través del intervalo de cuantificación es uniforme.

Existen múltiples reglas o leyes de cuantificación, siendo dos de las más utilizadas la cuantificación lineal (todos los intervalos de la misma longitud y por tanto error máximo constante) y la cuantificación logarítmica (tamaño del intervalo proporcional al logaritmo de la amplitud y por tanto error máximo relativo constante). Nuestro sistema utiliza sistema de cuantificación lineal con 65536 niveles.

3.4.4.- CODIFICACIÓN

Este proceso habitualmente se une al de cuantificación y consiste en asignar a cada nivel de cuantificación un código binario. Los códigos son de longitud fija y se eligen junto con los niveles para aprovechar todas las posibles combinaciones. Nuestro sistema codifica con dieciséis bits en binario natural, lo que nos proporciona una señal unipolar.

Se ha realizado un estudio detallado de señales de disparos correspondientes a una pistola Star modelo 28 PK en la galería interior de tiro, con la munición 9 mm P Semiblandada y no se aprecia comportamiento cuasi-estacionario de la señal, aun analizando intervalos de tiempo muy pequeños, de 5 ms. Nosotros realizaremos un análisis por periodos de tiempo.

En las Figuras 3.3 y 3.4 aparecen representaciones corresponden al mismo fragmento de sonido de un disparo, y se han obtenido variando la frecuencia de muestreo y los niveles de cuantificación, partiendo de la señal digital muestreada a 44 KHz y cuantificada con 65536 niveles en disco. Vemos que cuanto más disminuimos los niveles de cuantificación, más se degrada la forma de onda de la señal. Por debajo de 256 niveles, la señal de ruido introducido empieza a ser comparable con la señal original.

En la memoria que aquí presentamos no se ha probado cómo influye en la tasa de aciertos el número de niveles de cuantificación o la frecuencia de muestreo, pues al no tener problemas de almacenamiento trabajamos con 44100 Hz y codificamos con 16 bits; esto puede ser tema de estudio en futuros trabajos.

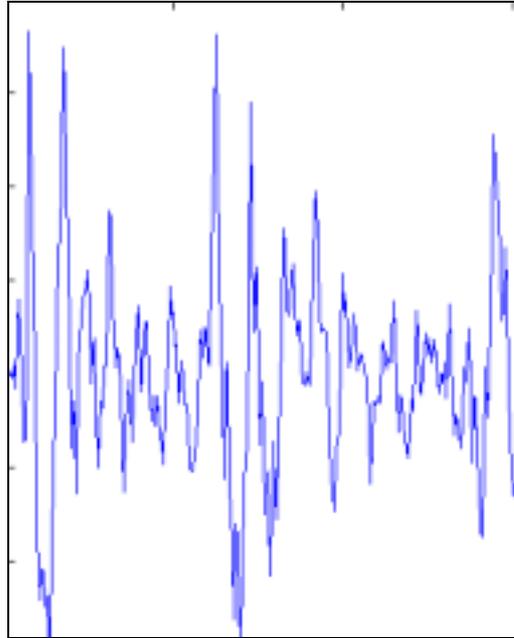


Figura 3.3. Señal muestreada a 22 Hz y cuantificada con 2^{16} niveles.

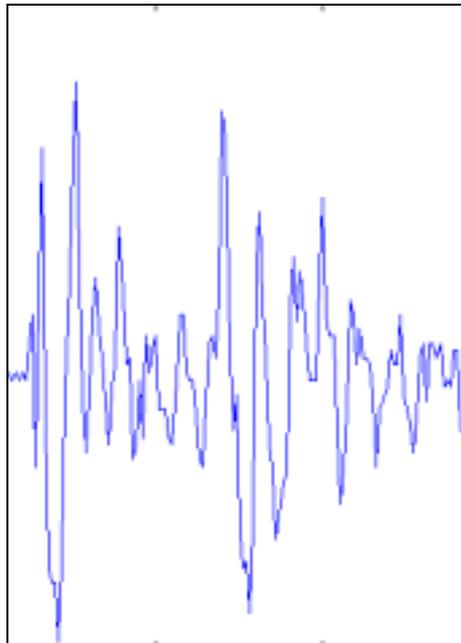


Figura 3.4. Señal muestreada a 11 Hz y cuantificada con 2^8 niveles.

3.4.5.- ACONDICIONAMIENTO DIGITAL DE LA SEÑAL

Para elevar la relación Señal/Ruido de cuantificación (SNR) se puede realizar un tratamiento que se conoce como pre-énfasis de la señal, que aplanar la pendiente espectral. El pre-énfasis busca comprimir el rango dinámico de la señal, efecto que puede alcanzarse amplificando las frecuencias altas antes de aplicar el filtro pasa bajo previo a la conversión analógico-digital. También puede pre-enfatizarse la señal digital mediante la aplicación de un filtro digital de primer orden con una función de transferencia como

$$H(z) = 1 - \alpha z^{-1}$$

siendo α el factor de pre-énfasis con un valor próximo a la unidad.

En el estudio que nos compete, no tenemos necesidad de pre-énfasis, entre otras cosas debido a que son sonidos con mucha intensidad. Para intentar eliminar ruido se analizaron las condiciones de grabación y llegamos a la conclusión de que, cuando utilizábamos el minidisc, grabando a 20db y ganancia 5 no se perdía información en el sonido del disparo y conseguía la eliminación del ruido de fondo.

Para ilustrar la influencia de las condiciones de grabación en las señales obtenidas mostramos las Figuras 3.5 a 3.12 obtenidas a partir de los mismos disparos utilizando diferente ganancia y amplitud (Tabla E2.1 del Apéndice E).

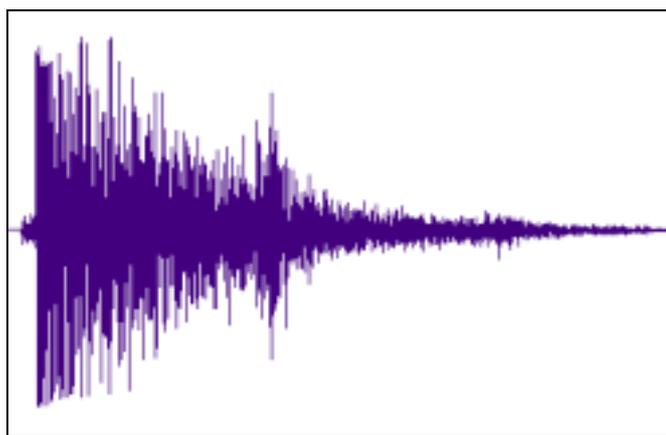


Figura 3.5. Señal grabada a ganancia automática y a 20 db.

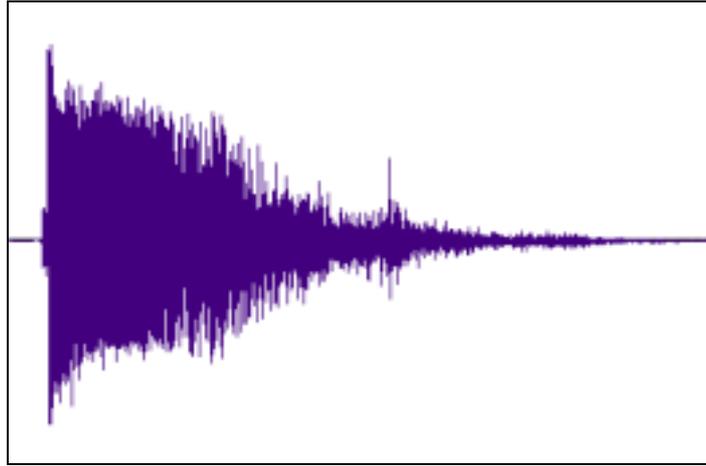


Figura 3.6. Señal grabada a ganancia automática y a 0 db.

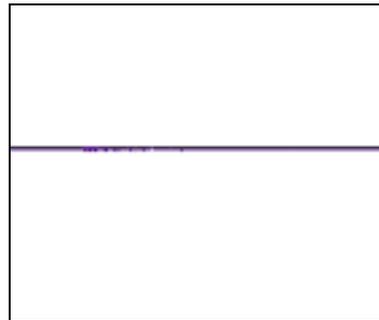


Figura 3.7. Señal grabada a ganancia 3 y a 20 db.

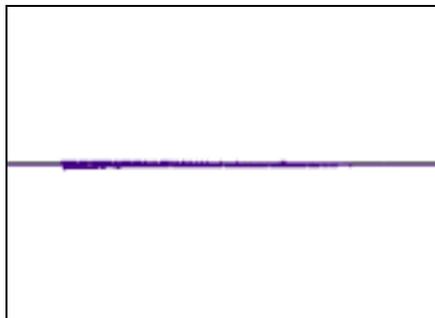


Figura 3.8. Señal grabada a ganancia 3 y a 0 db.

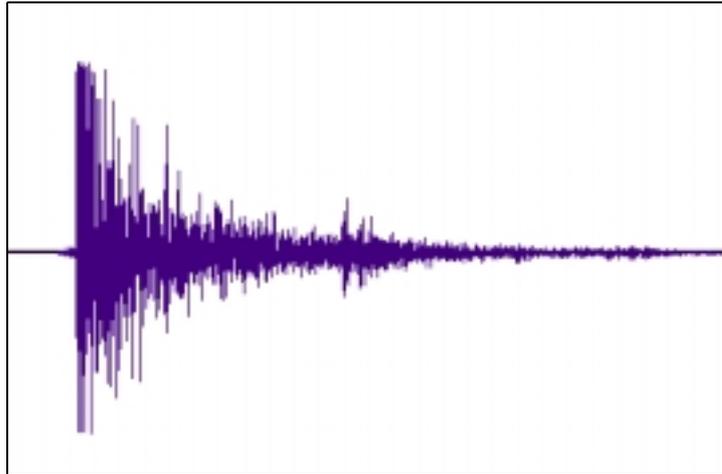


Figura 3.9. Señal grabada a ganancia 5 y a 20 db.

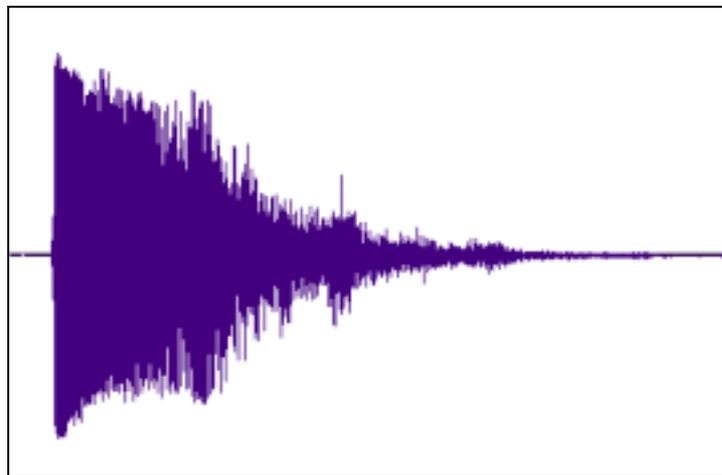


Figura 3.10. Señal grabada a ganancia 5 y a 0 db.

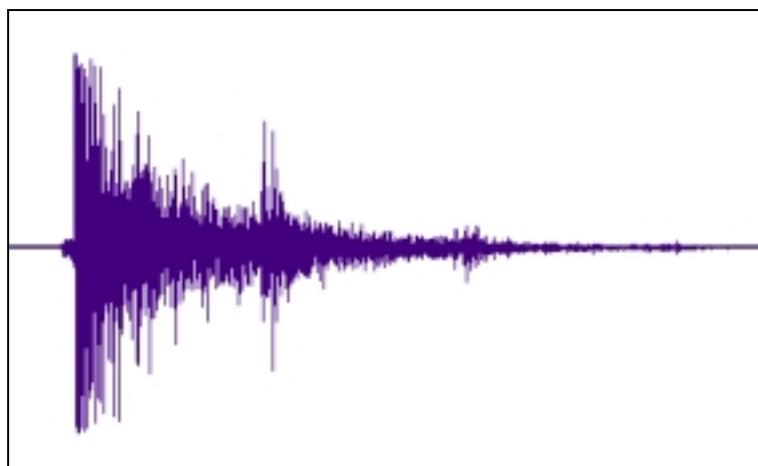


Figura 3.11. Señal grabada a ganancia 7 y a 20 db.



Figura 3.12. Señal grabada a ganancia 7 y a 0 db.

Comprobamos, visualizando la forma de onda y reproduciendo la señal, que en algún caso, como en las condiciones de grabación de la Figura 3.7, perdíamos la señal y en otros como por ejemplo, en las condiciones de grabación de la Figura 3.10, se grababa mucho ruido. Por ello, consideramos conveniente utilizar el valor de ganancia 5 y grabar a 20 db, o sea las condiciones mostradas en la Figura 3.9.

3.5.- EXTRACCIÓN DE PARÁMETROS

La extracción de un parámetro Q a partir de una señal discreta $x(n)$ puede formalizarse matemáticamente como una expresión:

$$Q = \sum_{m=-\infty}^{\infty} T(x(m)) \quad (3.1)$$

donde T es una transformación genérica de la señal $x(m)$. Q es un parámetro de la señal completa y por tanto no dependiente del tiempo.

3.5.1.- ANÁLISIS DEPENDIENTE DEL TIEMPO

Si lo que nos interesa es conocer la evolución de algún parámetro a lo largo del tiempo, se hace un estudio local de la señal en cada instante n . Para ello se aplica en cada

instante n una función ventana $w(n)$ que actúe de función de peso y realce el valor de la señal transformada $T(s(m))$ en un entorno del instante objeto de estudio. Formalmente,

$$Q(n) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} T(s(m))w(m - n) \quad (3.2)$$

que define el valor de Q para cada instante n . Matemáticamente, Q tiene la forma de una convolución de la señal transformada $T(s(m))$ y la ventana $w(m)$, por lo que Q puede interpretarse como la salida de un filtro lineal pasabaja, de respuesta $w(m)$ al impulso unitario, a una entrada $T(s(m))$. El filtro se comporta como pasabaja por la forma de las ventanas que se emplean habitualmente, que toman el valor cero para todo m salvo en un intervalo de longitud N en las proximidades del cero.

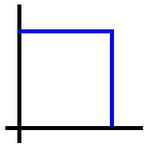
Dependiendo de la naturaleza de la transformación T , la expresión (3.2) puede también escribirse

$$Q(n) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} T(s(m))w'(m - n) \quad (3.3)$$

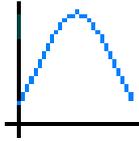
donde la relación entre las ventanas w y w' depende de la transformación T .

Tres de las ventanas más utilizadas en tratamiento de señales son [HUD99]:

(a) La ventana rectangular, de función de transferencia

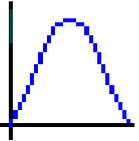
$$W_R(n) = \begin{cases} 1 & \text{---} > 0 \leq n < N \\ 0 & \text{---} > \text{fuera} \end{cases} \quad (3.4)$$


(b) La ventana de Hamming que se utiliza mucho cuando la transformación T está orientada a un análisis frecuencial de la señal, definida como

$$W_H(n) = \begin{cases} 0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) & 0 \leq n < N \\ 0 & \text{fuera} \end{cases}$$


(3.5)

(c) La ventana de Hanning, que tiene el inconveniente de los valores cero en los extremos de la ventana

$$W_H(n) = \begin{cases} 0.5 - 0.5 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) & 0 \leq n < N \\ 0 & \text{fuera} \end{cases}$$


(3.6)

Una de las características de muchas señales es la cuasi-estacionariedad o estacionariedad local, que se traduce en que los parámetros acústicos de la señal varían mucho más lentamente que la señal. Esta variación lenta de los parámetros hace que podamos submuestrear la función Q y reducir el volumen de información para representar su evolución. La longitud efectiva de la ventana (N muestras) es inversamente proporcional al ancho de banda del filtro equivalente definido en (3.2). La frecuencia de submuestreo de los parámetros depende del tipo y la finalidad del estudio, pero en cualquier caso debe cumplir el criterio de Nyquist. Los valores típicos suelen oscilar entre 20 y 200 Hz. El inverso de la frecuencia de submuestreo se denomina avance de la ventana, pues es la distancia (temporal) que separa dos ventanas consecutivas.

3.5.2.- PARÁMETROS ESCALARES

Se define la energía E de una señal discreta por la expresión

$$E = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x^2(m) \quad (3.7)$$

y la energía dependiente del tiempo E_n mediante

$$E_n = \sum_{m=n}^{n+N-1} x^2(m) \quad (3.8)$$

Con las definiciones anteriores de ventanas puede expresarse como la energía de la señal resultado de aplicar a la señal original una ventana rectangular de longitud N desplazada n posiciones.

$$E_n = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x^2(m) w_R(m-n) \quad (3.9)$$

El parámetro energía, como veremos, en algunos casos se puede utilizar para discriminar entre arma corta y larga, ya que las primeras tienen un valor mucho menor de la energía que las segundas; esto va a depender fundamentalmente del cartucho. La otra utilización inmediata es en la detección de bordes por ser la energía del 'silencio' (ruido ambiental) prácticamente nula. Sin embargo, como veremos en algunas representaciones, a veces este parámetro no basta pues el sonido correspondiente al propio mecanismo de acción del arma podría interpretarse como silencio.

Como en el cálculo de la energía interviene el cuadrado de la señal, este parámetro es muy sensible a pequeños cambios y el rango dinámico de variación es amplio. Para aliviar este inconveniente se define la amplitud de la señal dependiente del tiempo como

$$A_n = \sum_{m=-\infty}^{\infty} |x(m)| w_R(m-n) \quad (3.10)$$

donde la notación $| \cdot |$ indica valor absoluto.

Un tercer parámetro ampliamente utilizado definido en el dominio temporal es la densidad de cruces por cero de la señal. Decimos que ocurre un cruce por cero en la señal cuando muestras sucesivas tienen distinto signo algebraico. En cierto sentido, la densidad de cruces por cero puede considerarse como una primera medida del contenido frecuencial de la señal. Una definición para la densidad de cruces dependiente del tiempo es

$$Z_n = \sum_{m=-\infty}^{\infty} |\text{signo}(x(m)) - \text{signo}(x(m-1))| w_R(m-n) \quad (3.11)$$

donde la función $\text{signo}(x)$ se define como

$$\text{signo}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x(n) \geq 0 \\ 0 & \text{si } x(n) < 0 \end{cases}$$

3.5.3.- ANÁLISIS ESPECTRAL

Podemos definir la Transformada de Fourier (TF) de una señal discreta $x(n)$ como

$$X(e^{j\omega}) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x(m)e^{-j\omega m} \quad (3.12)$$

y por extensión la Transformada de Fourier Dependiente del Tiempo (TFDT), como la transformada de la señal resultante de aplicar una función ventana $W(m)$, desplazada n muestras

$$X_n(e^{j\omega}) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} w(n-m)x(m)e^{-j\omega m} \quad (3.13)$$

Esta expresión puede interpretarse de dos maneras según el tipo de estudio en que estemos interesados:

- a) Como la transformada de la secuencia $x(m)w(n-m)$, ($-\infty < m < \infty$) si consideramos n fijo. Tendríamos un análisis frecuencial de la señal dependiente del tiempo.
- b) Como una función del índice n para la pulsación ω fija. En este caso podemos interpretar $X_n(e^{j\omega})$ en términos de un filtro lineal de frecuencia ω al estar expresado como la convolución de dos señales. $X_n(e^{j\omega})$ es la respuesta a una entrada $x(n)e^{-j\omega n}$ de un filtro de respuesta $w(n)$ (en el dominio temporal) a una señal impulso unitario.

Dado que los resultados pueden interpretarse en términos de respuesta frecuencial a un filtro w , es de vital importancia el comportamiento frecuencial de dicho filtro, o lo que es lo mismo, la forma de la función $W(e^{j\omega})$, transformada de Fourier de la señal $w(n)$. De las tres ventanas expuestas, la que peor comportamiento frecuencial exhibe es la ventana rectangular, pues presenta lóbulos a altas frecuencias, lo que implica que no es un buen filtro pasa baja. Este comportamiento es debido a la brusca transición en la forma de $w(n)$. La forma de las otras dos ventanas presentadas, tiene un lóbulo principal a frecuencia cero y el resto de los lóbulos pueden despreciarse en una primera aproximación [SAD89].

La función $X_n(e^{j\omega})$ puede muestrearse a intervalos regulares de la pulsación ω de manera que con esos valores se puede reconstruir la sucesión original $x(n)$; es decir, no se pierde ninguna información al discretizar en el dominio de la frecuencia. Si calculamos $X_n(e^{j\omega})$ en valores $\omega_k = 2\pi k/N$, para $k = 0, 1, \dots, N-1$, la señal $x(n)$ puede ser reconstruida dentro de la ventana de tamaño N (señal de longitud finita).

Si la TDFT expresada como

$$X_n(e^{j\omega_k}) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} w(n-m)x(m)e^{-j\omega_k m} \quad (3.14)$$

podiera manipularse para dejar los límites del sumatorio entre 0 y $N-1$, dicha expresión se convertiría en la Transformada Discreta de Fourier (DFT) de alguna señal $u_n(m)_N$. La DFT de esta señal discreta u puede ser calculada por algoritmos de computación muy eficientes conocidos como FFT [COK76].

$$X_n(e^{j\frac{2\pi}{N}k}) = \sum_{m=0}^{N-1} u_n(m-n)_N e^{-j\frac{2\pi}{N}km} \quad (3.15)$$

La señal $y(n)$ reconstruida a partir de FFT queda expresada como

$$y(n) = \sum_{k=0}^{N-1} X_n(e^{j\omega_k}) e^{j\omega_k n} \quad (3.16)$$

que se interpreta como la suma de N señales obtenidas por filtros pasabanda de pulsaciones centrales ω_k ($k = 0, 1, \dots, N-1$) y frecuencias de corte $\omega_p = \pi/N$. Las funciones de transferencia de los filtros se pueden expresar en función de la TF de la ventana $w(n)$ en las pulsaciones ω_k . O sea, la respuesta del filtro k -ésimo al impulso unitario [RAB78] en el dominio del tiempo es:

$$h_k(n) = w(n)e^{j\omega_k n} \quad (3.17)$$

Si denotamos por $W(e^{j\omega})$ la TF de la función ventana $w(n)$, entonces la respuesta frecuencial de dicho filtro es:

$$H_k(e^{j\omega}) = W(e^{j(\omega - \omega_k)}) \quad (3.18)$$

La señal original $x(n)$ puede reconstruirse o calcularse a partir de la salida $y(n)$ del filtro como

$$x(n) = \frac{y(n)}{Nw(0)} \quad (3.19)$$

siempre que $w(0)$ sea distinto de cero. Esta expresión puede aplicarse independientemente de la forma que tenga la ventana w . Es decir los coeficientes Y_k calculados a través de la DFT contienen la misma información que la señal original. En la Figura 3.13 aparece la representación gráfica del módulo de los coeficientes complejos de la FFT de una señal, resultado de aplicar una ventana de Hamming a una señal de disparo de la pistola Star Mod. 28 PK.

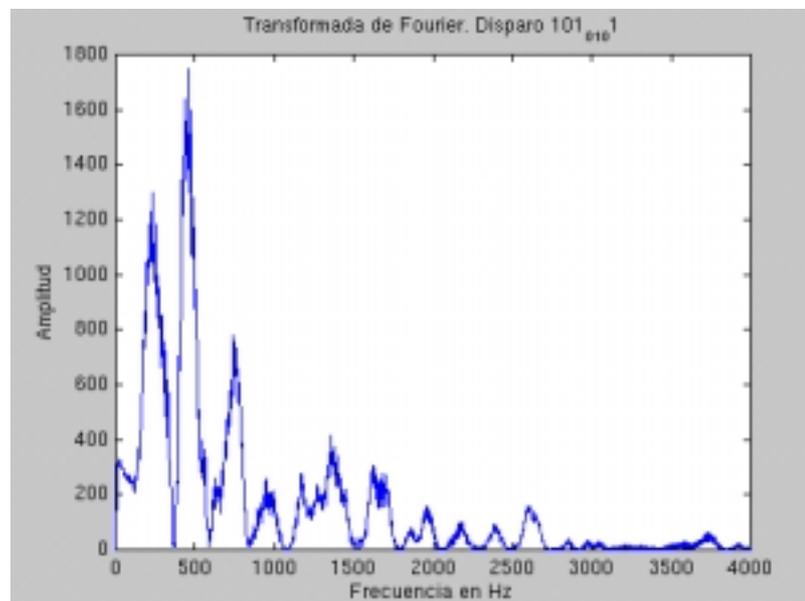


Figura 3.13. Módulo de la transformada Rápida de Fourier.

DETECCIÓN DE BORDES

En el presente trabajo hemos pasado, mediante la tarjeta de sonido, las grabaciones de los disparos a ficheros en el disco duro. Cada fichero inicialmente tiene una grabación continua de 6 a 10 disparos. Manualmente hemos aislado estos disparos, guardando cada uno en un fichero. Se podría trabajar directamente con estos ficheros generados, pero para que el proceso de separación de la señal del ruido de fondo sea automático y estándar para todos los disparos, nos planteamos diseñar el software para detectar los bordes de los disparos ya aislados.

4.1.- DETECTOR DE BORDES DE DISPAROS AISLADOS

En este apartado se expone el desarrollo de varios algoritmos cuya finalidad es la detección de bordes en sonidos de disparos aislados, así como su implementación en un lenguaje de programación concreto. También se presentan los resultados obtenidos por los algoritmos detectores propuestos para disparos grabados en diferentes entornos.

Un problema importante en la construcción de la mayoría de los sistemas de reconocimiento para sonidos aislados es la distinción entre señal y ruido de fondo o también llamado "silencio".

Es evidente que una mala delimitación de los extremos de un sonido puede producir la inclusión en el análisis de algunos trozos de señal que no contienen más que ruido, o la eliminación de parte de la señal sonora.

El detector que aquí se presenta puede clasificarse como un detector explícito, ya que localiza los extremos de un sonido aislado previamente e independiente a las etapas

de reconocimiento propiamente dicho. Por esta razón, es posible el desarrollo del detector con independencia del sistema en el cual pueda ser usado.

Para centrar el presente trabajo es imprescindible hacer una referencia a las metodologías que se usan en la identificación de sonidos. Tras una etapa inicial de preproceso, se puede optar por el uso de una técnica para aislar el sonido y proceder posteriormente al reconocimiento, como muestra la Figura 4.1.

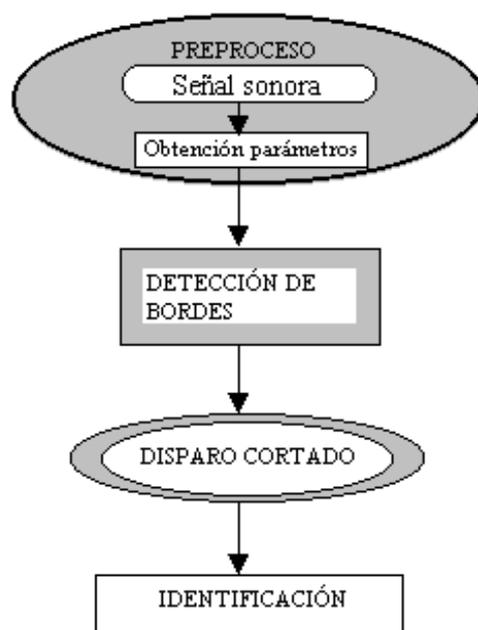


Figura 4.1. Etapa anterior a la identificación.

Los algoritmos que se presentan están basados en otros algoritmos desarrollados por Rabiner y Sambur [RAB75] y Carrión y Rubio [CAR84]. Nosotros adaptaremos estos algoritmos a los sonidos particulares de disparos, en recinto cerrado y en recinto abierto.

En principio, la solución al problema de diferenciar el sonido del silencio puede parecer obvia ya que la información que necesitamos para abordar esta tarea podemos encontrarla en la propia señal acústica; sin embargo, hemos de afrontar dos inconvenientes principales:

- a) La relación señal/ruido puede variar dentro de un amplio rango. Pensemos que, en la mayoría de los casos, la grabación se realizará en entornos con ruido (bancos, discotecas, en la calle, ...) y no en entornos insonorizados y

que, en consecuencia, se almacenará el disparo con un ruido de fondo distinto cada vez. Para el estudio que presentamos hemos realizado grabaciones en una galería de tiro insonorizada, en una galería de tiro exterior, al aire libre, próximos a una carretera con tráfico fluido, en un espacio cerrado sin preparación y en un espacio abierto normal, en el campo.

- b) Puede que sea muy importante para identificar el arma la grabación correspondiente a la fase de percusión, ignición y deflagración en las que realmente la energía es mínima pero la información es máxima.
- c) También sería interesante tener en cuenta la fase de recarga y mecanismo de acción.

En la mayor parte de los trabajos de investigación se considera aceptable el uso de algoritmos que se presentan si la relación señal/ruido en el entorno acústico no es inferior a los 30 decibelios, y en nuestro caso no nos encontramos con este problema.

4.2.- ALGORITMO GENÉRICO DETECTOR DE BORDES

Los algoritmos que se presentan, usan únicamente los parámetros energía y densidad de cruces por cero de la señal acústica. La energía es un parámetro muy significativo ya que será considerablemente mayor en la parte de la señal que corresponde al disparo. En efecto, la energía de los intervalos inicial y final de silencio sólo es la correspondiente al ruido de fondo, y si consideramos a éste como aceptable, no sería descabellado el pensar en la construcción de un algoritmo de detección de principio y fin de disparo que utilizase a la energía como único parámetro: bastaría con detectar cambios bruscos de la misma.

El planteamiento es conseguir implementar un algoritmo válido para cualquier arma y munición, y como ya se ha señalado anteriormente, existe la posibilidad de que haya mucha información al principio, donde dependiendo del arma y la munición puede haber fallos de energía, por lo que se incluye este segundo parámetro. El número de pasos por cero de una señal es un indicador de su frecuencia, y esperamos que ésta sea superior en la parte de la señal que corresponde a disparo.

Se utiliza así un algoritmo que pretende ser sencillo, capaz de adaptarse al ruido de fondo y capaz de superar las dificultades que presentan los fallos de energía en la determinación del comienzo y del final del disparo.

Se supondrá que, precediendo al disparo, hay siempre un intervalo de silencio superior a 100 ms. En función de las características de este silencio y de las características del resto de la señal se obtendrán tres umbrales (dos para la energía y uno para los cruces por cero), los cuales guiarán a la rutina de búsqueda en su determinación de los bordes del disparo.

El algoritmo toma como entrada la señal sonora ya muestreada y digitalizada. Este vector de datos de amplitud es considerado como una sucesión de segmentos solapados a la mitad y de unos 5 ms cada uno. Considerando que la frecuencia de muestreo utilizada es de 44100 Hz, a cada segmento le corresponde un conjunto de 220 valores de amplitud. Para cada uno de los segmentos de señal se calculan dos valores locales: su energía $E(i)$ y el número de cruces por cero $Z(i)$, obteniéndose así dos nuevos vectores E y Z , cuyo número de elementos coincide con el de segmentos totales solapados a la mitad.

La energía se define como la suma de los valores cuadráticos de amplitud de cada uno de los 220 que posee cada segmento. Para el primer segmento, se considerarán los primeros 220 valores de amplitud de la señal:

$$E(i) = \sum_{i=1}^{220} (\text{Sonido}(i))^2$$

y en general, para el segmento n-ésimo:

$$E(n) = \sum_{i=(110*(n-1))+1}^{110*(n+1)} (\text{Sonido}(i))^2$$

Otra posibilidad es considerar la amplitud de la señal como la suma de los valores absolutos de los 220 valores de amplitud de cada segmento. Esta forma es la utilizada por Rabiner y Sambur [RAB75]. Se obtiene una función de energía más plana, pero los resultados son análogos; justificando su uso en un incremento de la rapidez de

cómputo, ya que se evitan las multiplicaciones en el cálculo, que es lo que más tiempo consume.

El número de cruces por cero también se calcula para cada segmento, pero la definición de este parámetro debe ajustarse al hecho de que el algoritmo trabaja con una señal discreta en el tiempo (muestreada y cuantificada). Por un lado, no podemos limitarnos a contar cuántos de los 220 puntos de cada segmento tienen valor cero ya que, con gran probabilidad, la señal no fue muestreada en todos los instantes en los que se anulaba y, en consecuencia, obtendremos un número de cruces por cero menor que el verdadero. Por otro lado, cuando la energía de la señal es escasa, como sucede en los intervalos inicial y final de silencio, podemos encontrar un gran número de grupos de ceros consecutivos. En realidad, cada grupo de ceros consecutivos se corresponde con un único cero de la señal analógica, pero el proceso de cuantificación está creando ceros adicionales que no deben ser considerados.

El algoritmo debe, entonces, superar dos inconvenientes:

- I. Detectar ceros no muestreados (especialmente en las partes de la señal correspondientes al disparo).
- II. Eliminar ceros falsos creados por cuantificación (especialmente en las partes de la señal correspondientes a silencio).

Ambos se solucionan definiendo el cero como un cambio de signo, tarde lo que se tarde en conseguir dicho cambio.

A partir de los parámetros locales $E(i)$ y $Z(i)$, se obtienen dos umbrales de energía y uno de pasos por cero que permiten detectar con suficiente exactitud los extremos del disparo. Para la energía se definirá un umbral de Energía Superior ($UESUP$), que permitirá asegurar que toda señal que sobrepase dicha energía corresponde a disparo. Otro umbral de Energía Inferior ($UEINF$), por debajo del cual todo segmento de señal que no lo supere, supondremos, en principio, que corresponde a silencio, por lo tanto permite una detección más fina del límite entre disparo y silencio de la señal.

Puede que determinados disparos emitidos por diversas armas o en diferente entorno no sean adecuadamente tratados con sólo estos dos umbrales de energía. Por ello, introducimos un umbral de Pasos por Cero (*UZC*).

El cálculo de estos tres umbrales se realiza basándose en cuatro parámetros estadísticos globales obtenidos a partir de los parámetros locales $E(i)$ y $Z(i)$. Estos parámetros son:

- 1.- *ZCMS*, o valor medio de los pasos por cero en el intervalo inicial de silencio. El número de segmentos solapados que consideramos que forman parte del intervalo inicial de silencio es de 19 ya que, el algoritmo presupone la existencia de, al menos, 100 ms de silencio inicial.
- 2.- *DZCS*, o desviación típica de los cruces por cero en el intervalo inicial de silencio.
- 3.- *EMS*, o valor medio de la energía en el intervalo inicial de silencio.
- 4.- *EMAX*, o valor máximo de la energía en toda la señal analizada.

Estos cuatro estadísticos son medidos a fin de lograr tanto una normalización de la amplitud con la que la señal se ha grabado, como una caracterización del silencio inicial, lo que va a dotar al algoritmo de cierta adaptabilidad al ruido de fondo (o a la relación señal/ruido).

El umbral *UZC* se toma como $UZC = ZCMS + (KZ * DZCS)$, es decir, como el valor medio de los pasos por cero en el intervalo inicial de silencio más *KZ* veces su desviación típica. De este modo, todo segmento de señal que supere este umbral será catalogado como disparo, ya que la probabilidad de que corresponda a silencio es escasa. Sin embargo, como se describe posteriormente, el algoritmo exige que este umbral se supere varias veces para catalogar a la señal definitivamente como disparo. La constante *KZ* toma el valor de 2.0 después de la puesta a punto del algoritmo.

El umbral *UEINF* se establece de acuerdo a las siguientes reglas:

$$P1 = 0.03 * (EMAX - EMS) + EMS$$

$$P2 = 4 * EMS$$

tomando

$$UEINF = \text{mínimo} (P1, P2)$$

Estas reglas, junto con sus constantes numéricas asociadas, ya fueron determinadas experimentalmente por varios autores como Rabiner y Sambur y también en los trabajos de Carrión y Rubio. El parámetro intermedio $P1$ no es más que el 3% de la energía máxima de la señal ajustada a la energía del silencio inicial. $P2$ es el cuádruple de la energía media del silencio inicial.

De esta forma, $UEINF$ toma el valor $P2$, a menos que la diferencia de nivel entre el disparo y el silencio sea escasa y suceda que $P1 < P2$.

El umbral $UESUP$ se establece, en principio, en $P3 = EMAX/3$, a menos que este valor sea excesivo en relación al nivel de ruido de fondo y sea posible disminuir este umbral. En estos casos, $UESUP$ se toma como $100 * UEINF$.

$$UESUP = \text{mínimo} (100 * UEINF, EMAX/3)$$

Determinados los tres umbrales, el algoritmo comienza la búsqueda de los bordes del disparo; primero detecta el principio y después detecta el final en la forma que a continuación se detalla.

Se examina el vector E desde $E(1)$ hacia adelante, es decir, desde el primer segmento hacia adelante, hasta que se llega o se sobrepasa el umbral $UESUP$. Encontramos así el segmento número AP , primero que verifica la condición

$$E(AP) \geq EUSUP$$

Se considera que el segmento número AP corresponde con seguridad a disparo. A partir de él y retrocediendo, se busca el segmento en el que la señal llega o pasa por debajo del umbral de energía, $UEINF$, es decir, retrocediendo hasta encontrar un número de segmento, BP , tal que verifique que $E(BP) \leq UEINF$. Consideraremos que, con anterioridad al segmento número BP no puede asegurarse que exista disparo, a

menos que se trate de un segmento correspondiente a un arma o munición con poca energía, pero con gran número de pasos por cero.

Se establece entonces, con carácter temporal, el principio de la palabra en el segmento MP , asignando a MP el valor de BP .

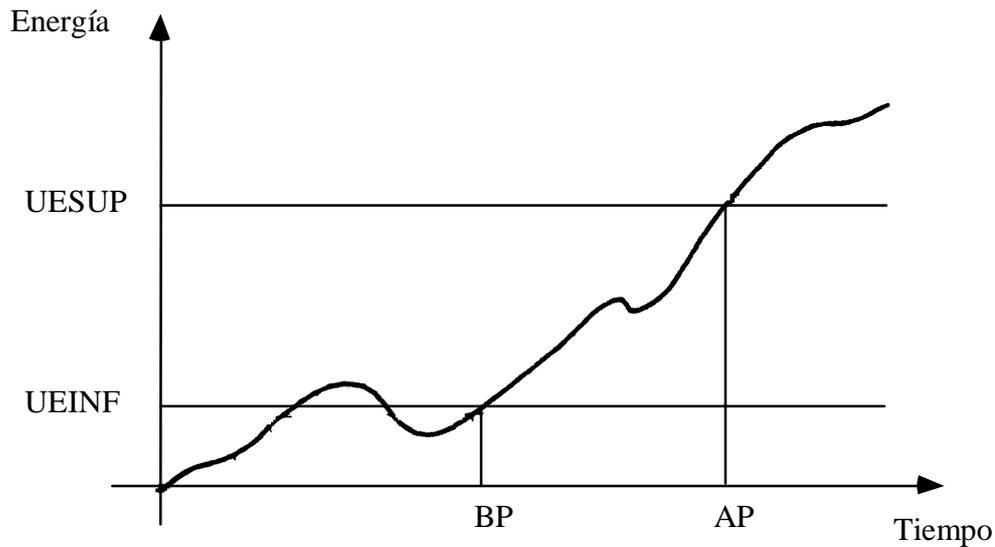


Figura 4.2. Umbrales de energía y segmentos iniciales asociados.

A continuación, se considera un número constante, niz , y se continúa el retroceso de niz en niz segmentos siempre y cuando el umbral UZC sea igualado o superado v veces en estos niz segmentos, es decir, ahora se examina el vector Z hasta que el umbral UZC deja de alcanzarse el número de veces exigido. En la puesta a punto hemos considerado $niz = 20$ y $v = 10$.

En el examen de los 20 segmentos anteriores, el principio MP es actualizado cada vez que UZC se iguala o supera, independientemente de que el valor 10 sea o no alcanzado. Si dicho valor se alcanza, el proceso se repite con los 20 segmentos anteriores.

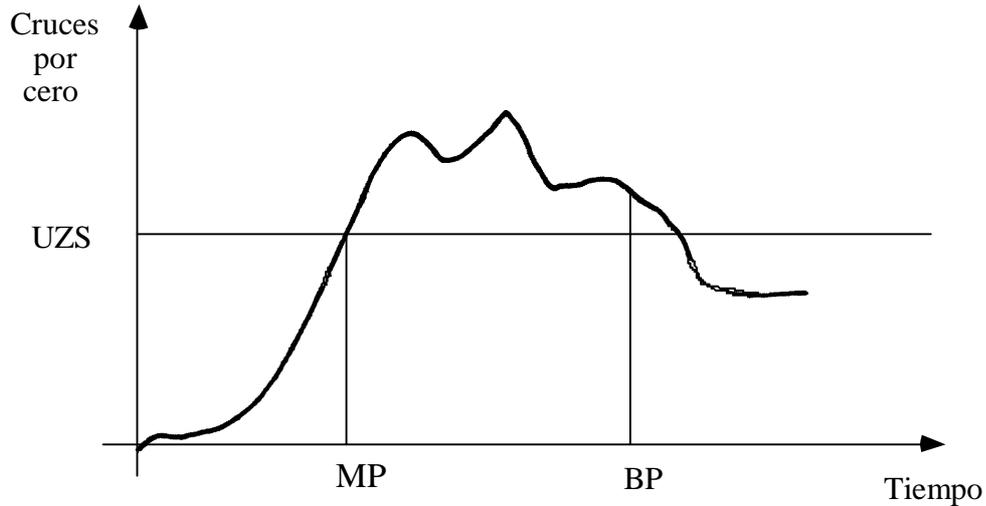


Figura 4.3. Umbral de cruces por cero y segmentos iniciales asociados.

La parte esencial del algoritmo comienza una vez se halla el segmento número BP , ya que a partir de aquí, sólo se dispone del umbral UZC para diferenciar si el motivo de que $UEINF$ no se supere es, bien ausencia de disparo, bien un fallo de energía por ejemplo de un arma con mecanismo de acción con poca energía.

El procedimiento empleado para determinar el final de la palabra es totalmente análogo al empleado en la determinación del principio, con la diferencia de que el análisis del vector E se comienza por el final, y el sentido de la inspección se invierte. Llamemos ni al número total de segmentos solapados, es decir, al número de elementos de los vectores E y Z . Comenzando en $E(ni)$ se retrocede tanto como se precise hasta encontrar un número de segmento AF , primero en verificar la condición $E(AF) \geq UESUP$. Al igual que antes, consideraremos que con anterioridad al segmento número AF la señal corresponde a disparo. Ahora, se incrementa AF hasta el valor BF , de modo que $E(BF) \leq UEINF$ por primera vez. A partir del segmento BF consideraremos que no se puede asegurar que la señal corresponda a disparo, a menos que vaya superando el umbral UZC en la misma forma y cantidad que antes.

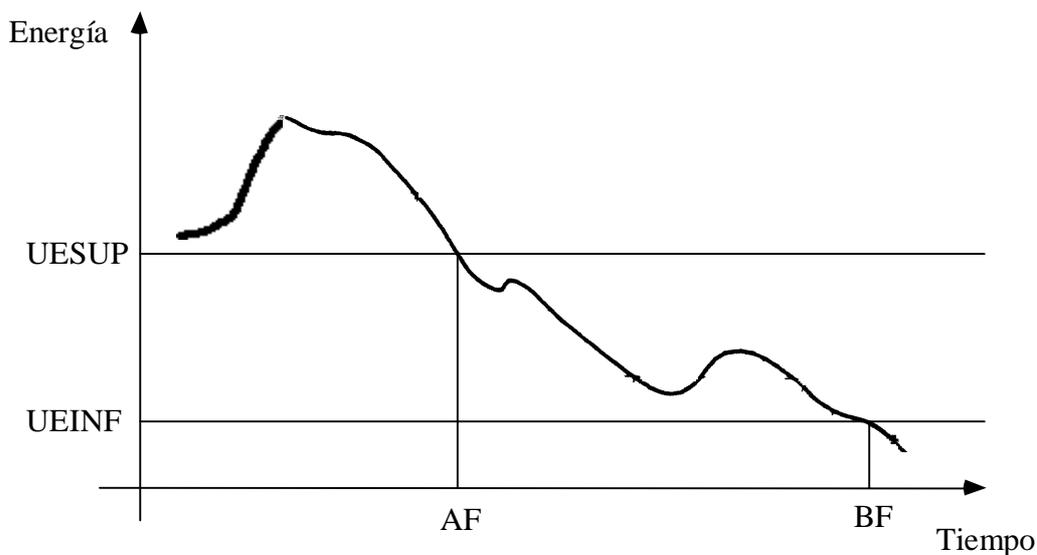


Figura 4.4. Umbrales de energía y segmentos finales asociados.

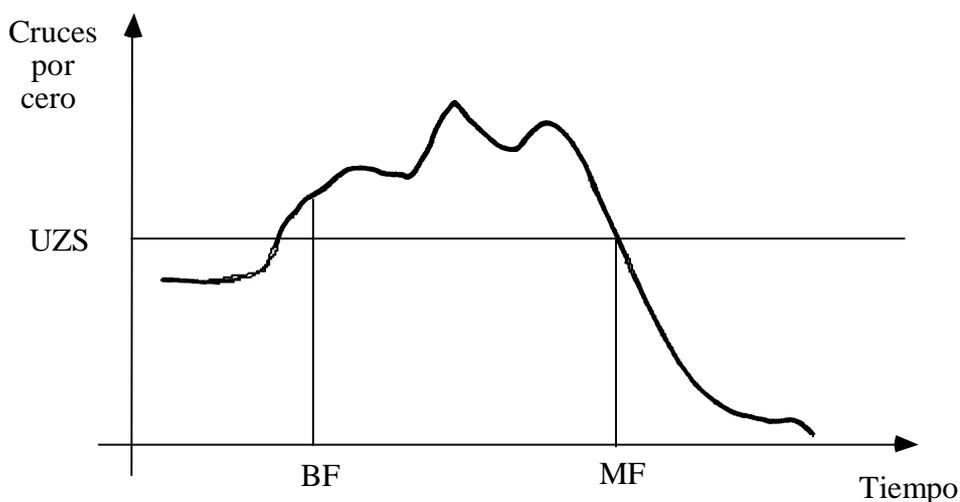


Figura 4.5. Umbral de cruces por cero y segmentos finales asociados.

Nótese cómo las pausas o fallos de energía que puedan quedar comprendidos entre los segmentos *BP* y *BF* ni se detectan ni se someten a la prueba de cruces por cero.

Se presentan a continuación varios diagramas de flujo del algoritmo detector genérico, en el cual, los nombres de variables empleados coinciden con los utilizados anteriormente en la descripción y que, a su vez, coinciden con los usados en el programa implementado en Matlab.

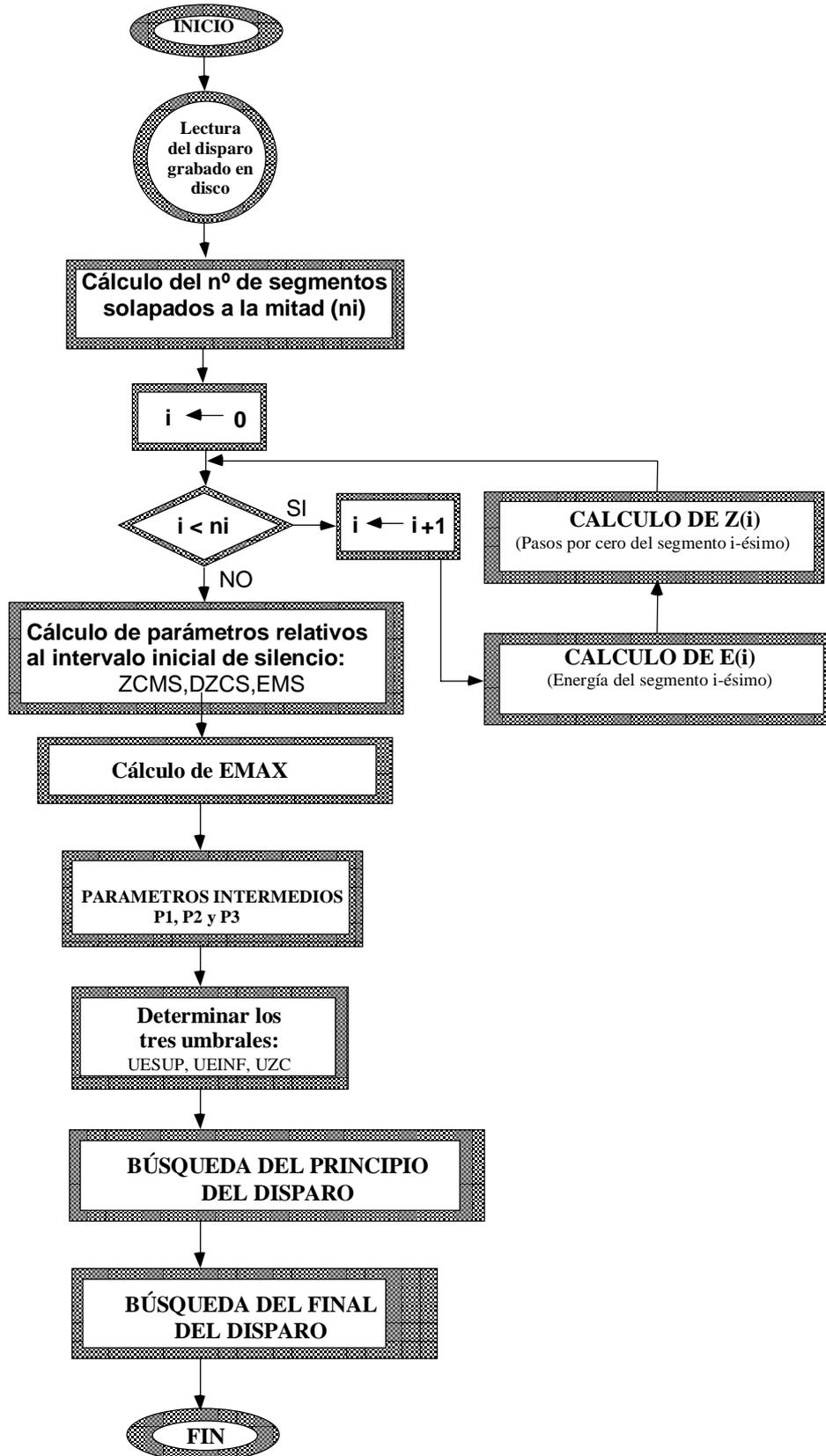


Figura 4.6. Diagrama de flujo del algoritmo detector de bordes.

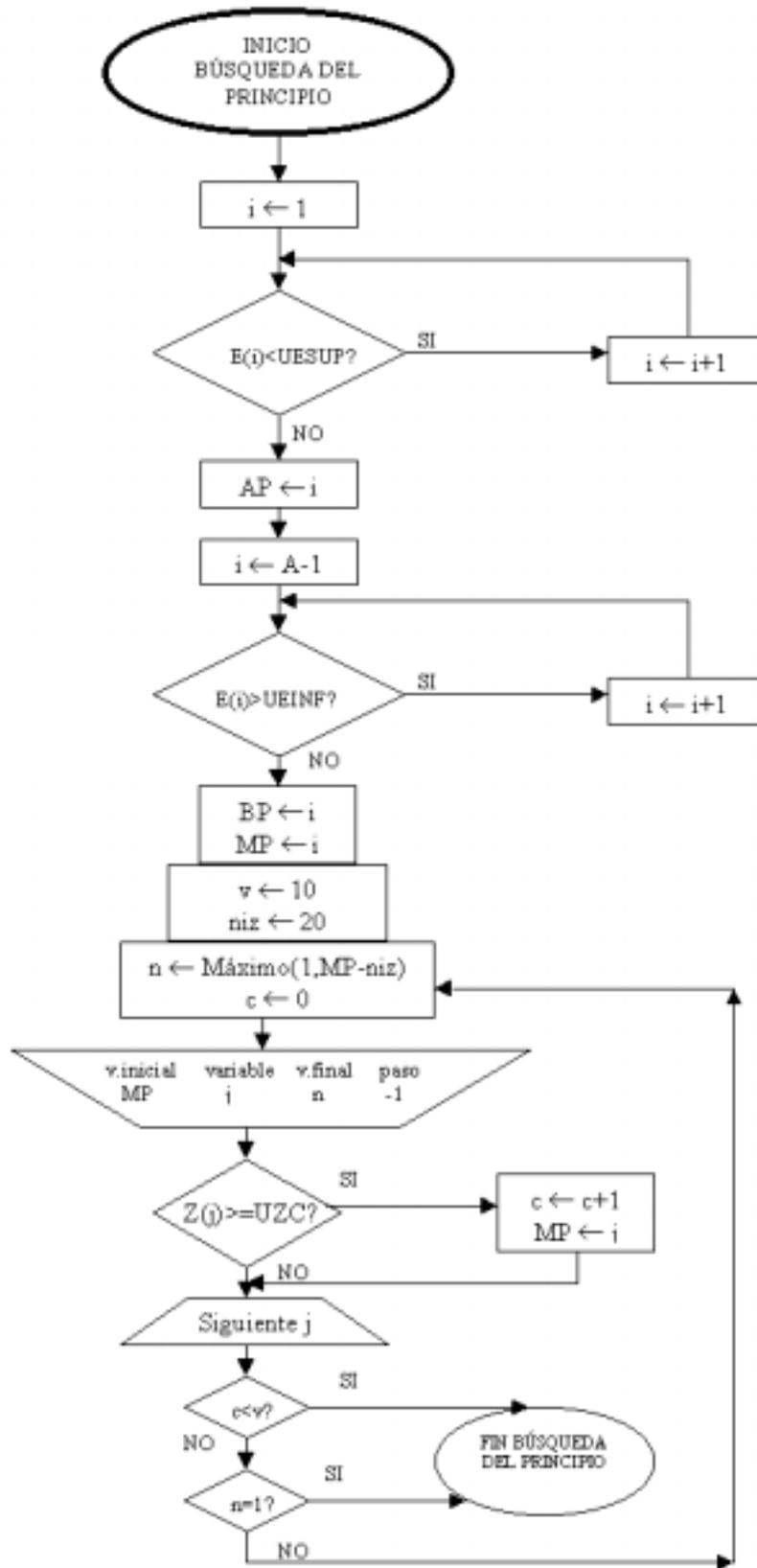


Figura 4.7. Diagrama de flujo del algoritmo de búsqueda del principio.

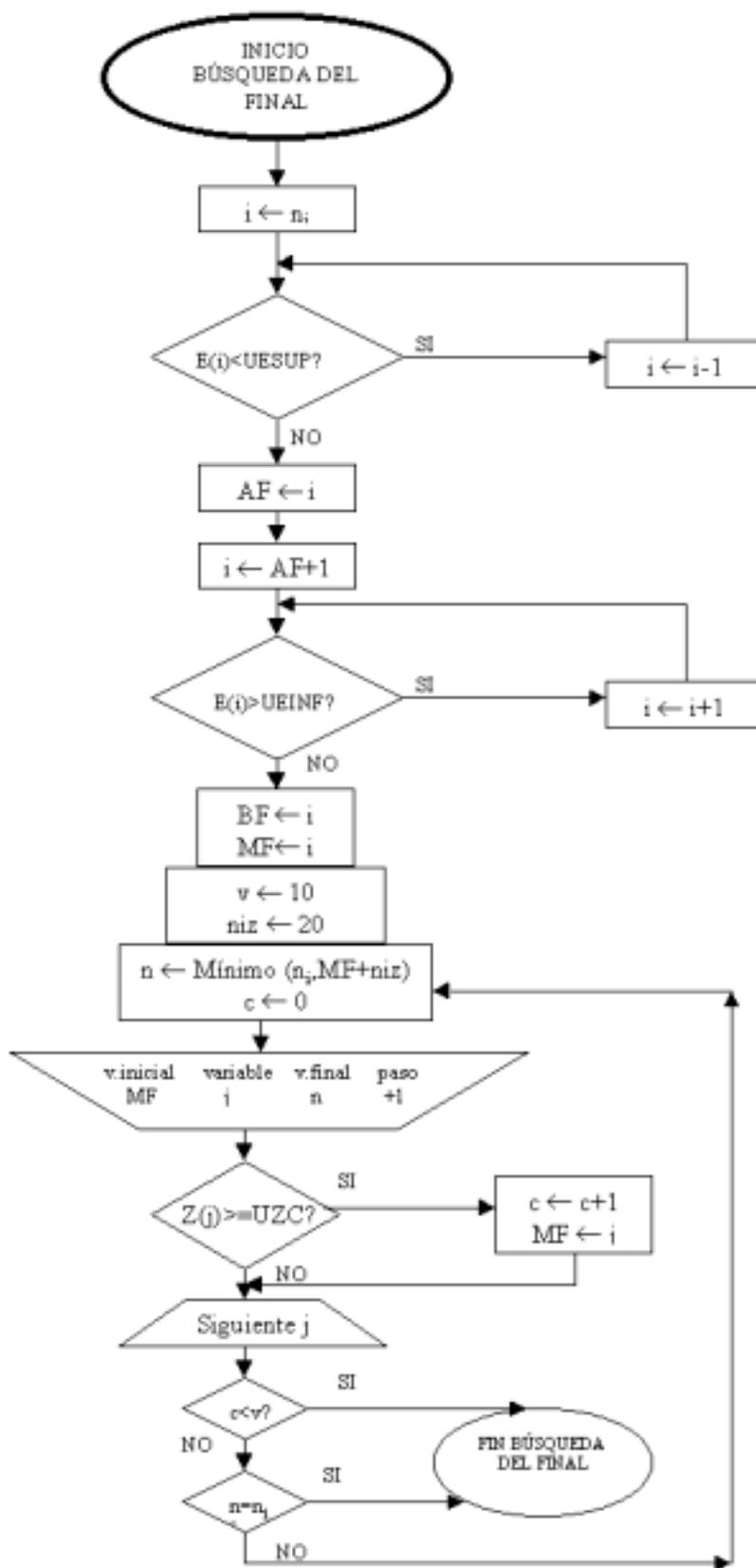


Figura 4.8. Diagrama de flujo del algoritmo de búsqueda del final.

4.3.- AJUSTE DEL ALGORITMO DETECTOR DE BORDES EN FUNCIÓN DEL MEDIO

En un estudio previo detectamos que la duración de las señales en un recinto cerrado era mucho mayor que en un recinto abierto, como consecuencia de las reverberaciones del disparo. Además, en las grabaciones del exterior se aprecia una diferencia clara entre lo que es la propia señal y el eco y no ocurre lo mismo en el interior. Por ello lo primero que nos planteamos fue hacer un estudio del eco de los disparos. Para hacer un análisis del eco trabajamos con la función correlación.

En las Figuras 4.9, 4.10, 4.11 y 4.12 presentamos los resultados para el disparo de una pistola grabado en la galería interior de tiro de la Escuela de Policía de Ávila y en la exterior.

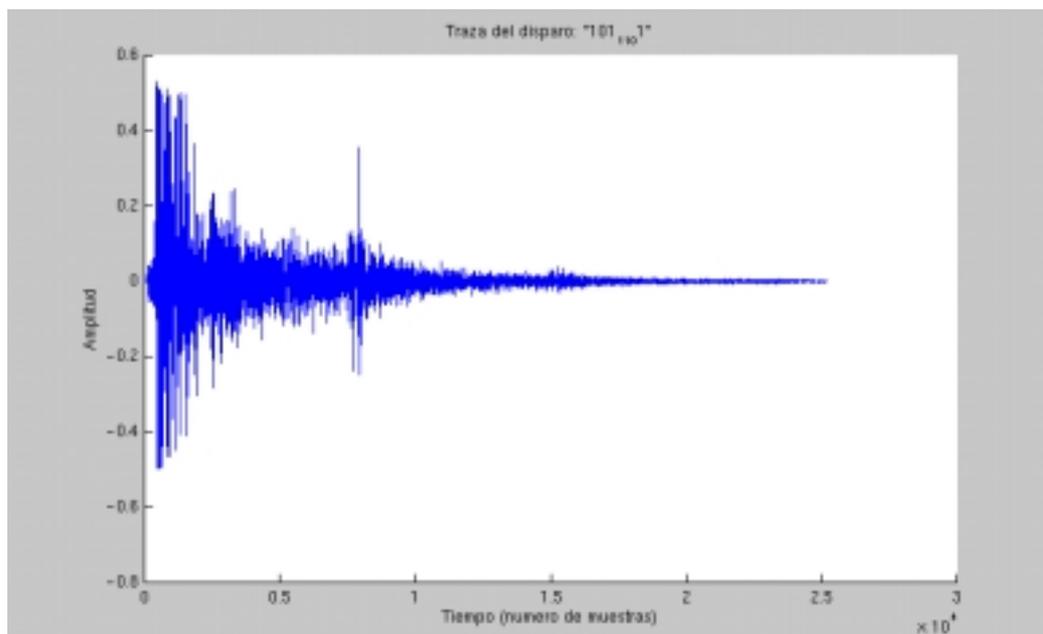


Figura 4.9. Traza de la señal de disparo emitido por una pistola en la galería interior.

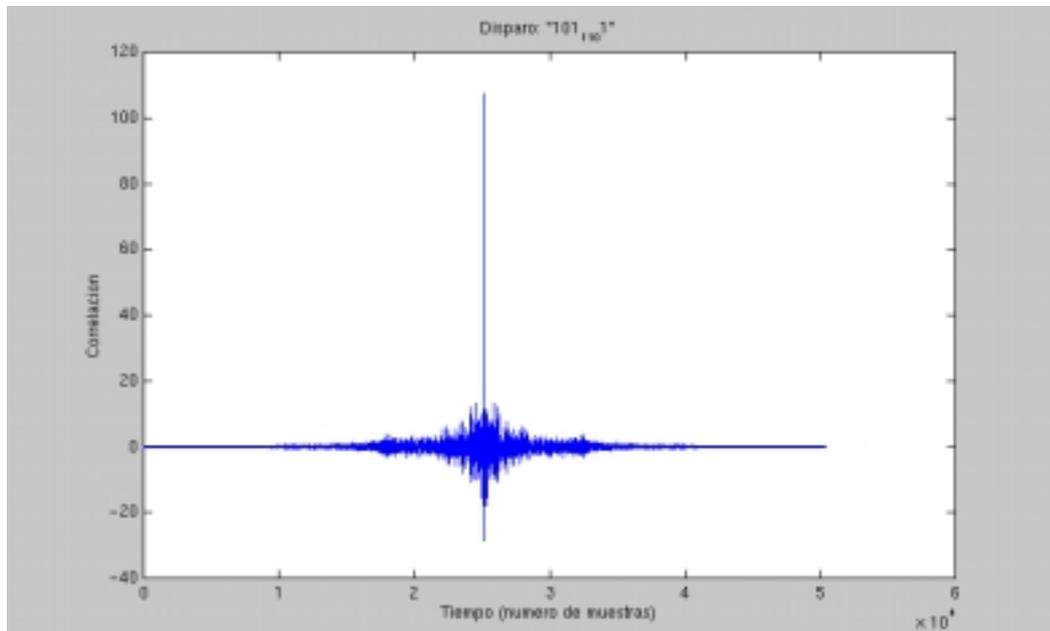


Figura 4.10. Correlación de la señal de disparo producido por una pistola en la galería interior.

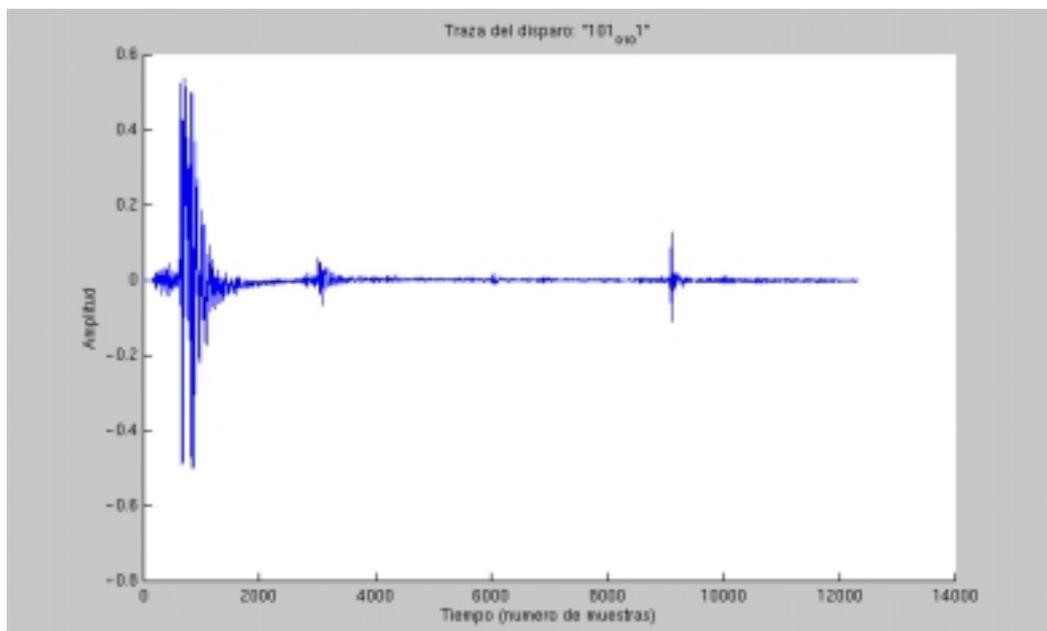


Figura 4.11. Trazo de la señal de disparo emitido por una pistola en la galería exterior.

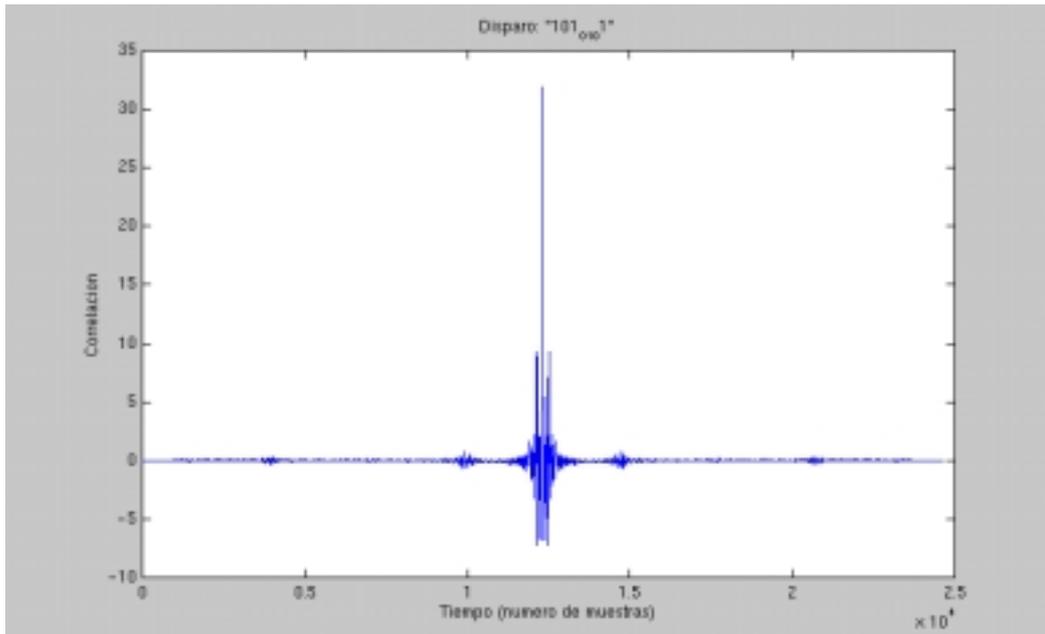


Figura 4.12. Correlación de la señal de disparo producido por una pistola en la galería exterior.

Realizamos el mismo estudio para la escopeta y obtenemos los mismos resultados que para la pistola, como se puede apreciar en las Figuras 4.13, 4.14, 4.15 y 4.16.

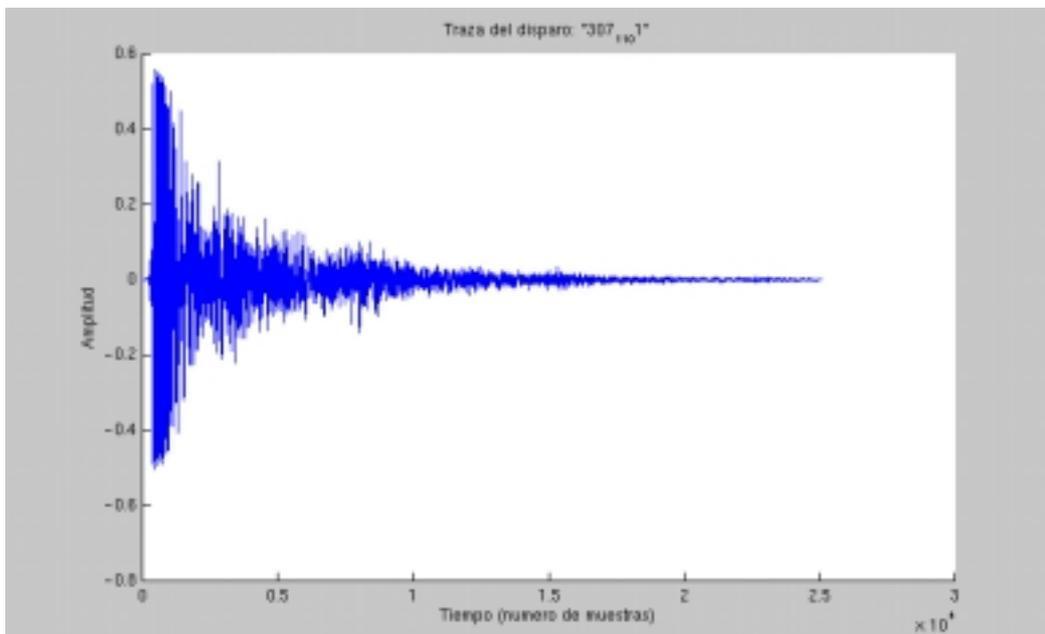


Figura 4.13. Traza de la señal de disparo emitido por una escopeta en la galería interior.

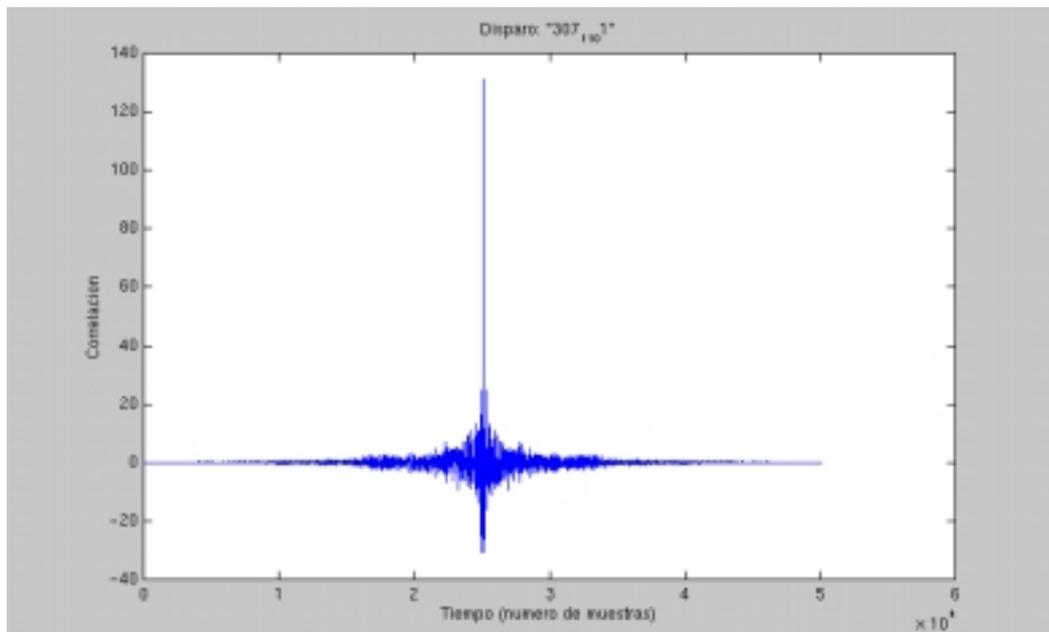


Figura 4.14. Correlación de la señal de disparo producido por una escopeta en la galería interior.

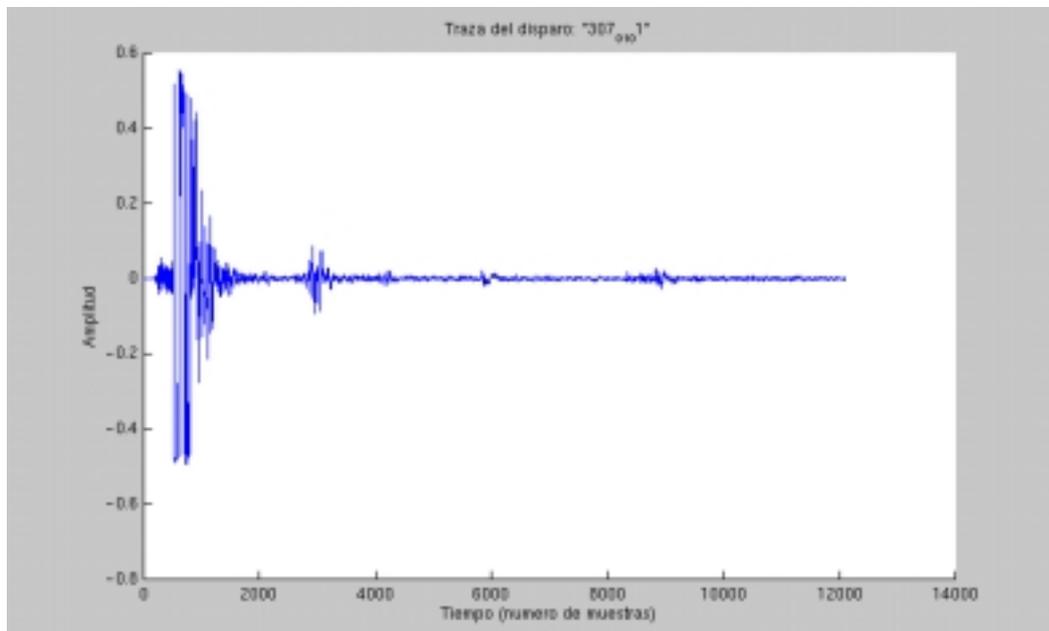


Figura 4.15. Traza de la señal de disparo emitido por una escopeta en la galería exterior.

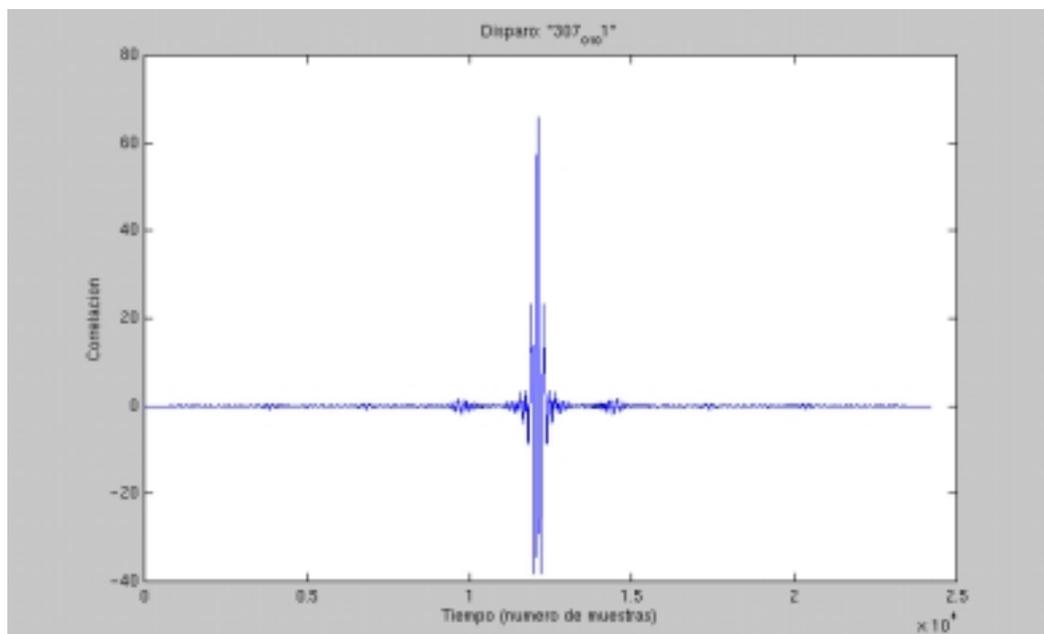


Figura 4.16. Correlación de la señal de disparo producido por una escopeta en la galería exterior.

En las Figuras 4.12 y 4.16, donde se representa la correlación para disparos grabados en el exterior, se observan claramente picos de la señal de correlación alrededor de puntos bien definidos y no ocurre lo mismo en las Figuras 4.10 y 4.14, que corresponden a grabaciones en el interior. Por tanto, podemos decir que en el interior no es tan evidente separar la señal disparo del eco y todo lo contrario en el exterior.

Además, en el exterior, hemos comprobado que desde el final de la señal que consideramos de disparo hasta la que consideramos de eco hay aproximadamente para todos los disparos 60 ms (2670 muestras, muestreadas a 44100 Hz). Teniendo en cuenta que el sonido se propaga a través del aire a una velocidad aproximada de 340 m/s, nos encontramos con que el camino que recorre la onda es aproximadamente 20 metros (10 de ida y 10 de vuelta), tal y como podemos confirmar por las características físicas de la galería exterior.

Por todo lo indicado anteriormente vamos a ajustar el algoritmo para cada uno de los medios, de forma que para detectar los bordes en el interior vamos a implementar el algoritmo tal y como lo hemos presentado en las Figuras 4.6, 4.7 y 4.8 y para los

disparos grabados en el exterior, para detectar el final vamos a hacer solamente un recorrido hacia delante como presentamos en la Figura 4.17.

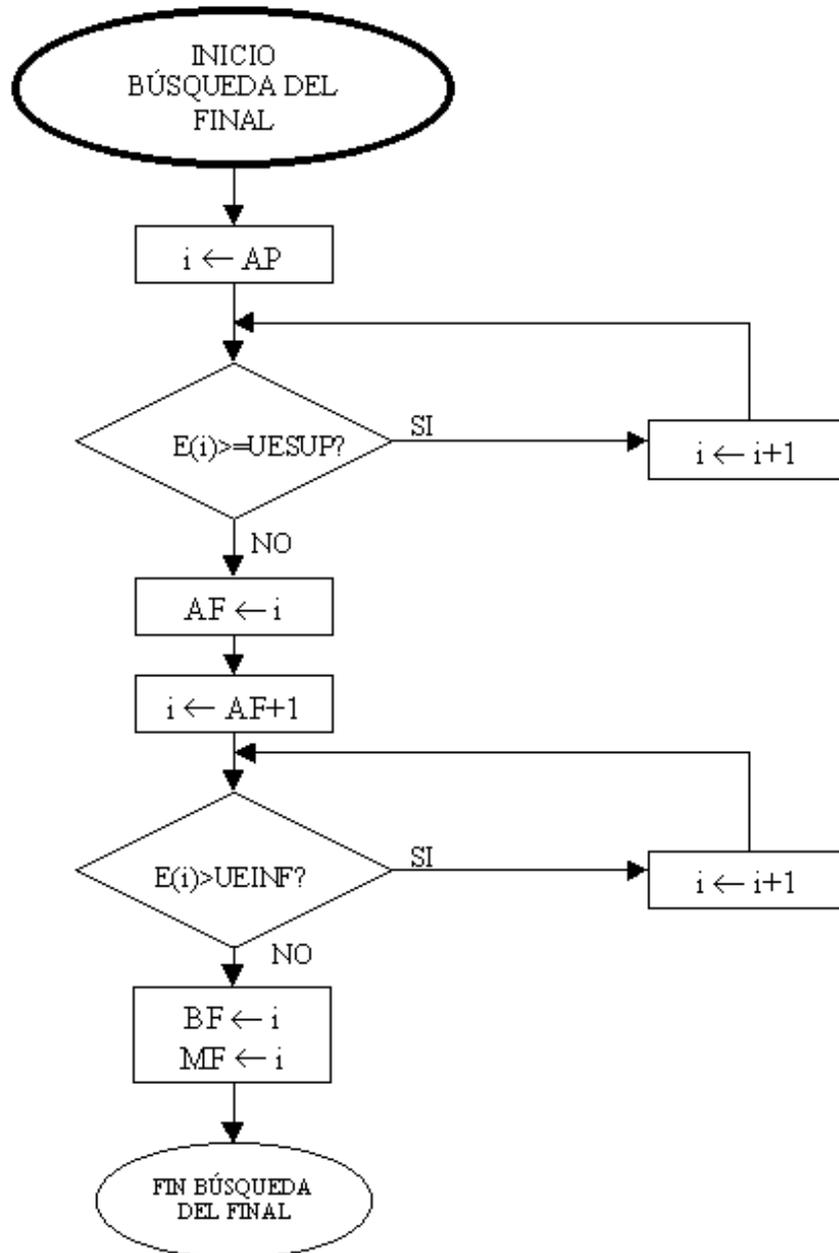


Figura 4.17. Diagrama de flujo del algoritmo de búsqueda del final del disparo.

4.4.- EFICACIA DEL ALGORITMO DETECTOR

Después del diseño y puesta a punto del algoritmo, se hace necesaria la comprobación experimental de la eficacia del detector de bordes.

El procedimiento sería si una vez cortada la señal sonora, en nuestro caso la señal de disparo, somos capaces de reconocerla. Es evidente que el caso que nos ocupa es complejo; si se tratara de otra señal, por ejemplo una palabra podríamos saber si se entiende la reproducción de la señal cortada. Para ajustar el algoritmo hemos realizado pruebas con especialistas en tiro y nos hemos basado en la forma de onda del disparo. En cualquier caso, lo importante es utilizar el mismo criterio para cortar todas las señales.

Para disparos de pistola y revólver, en el interior y exterior se muestran varias gráficas y una lista de valores (Figura 4.18 a Figura 4.29). Para cada arma, la primera muestra la energía de la señal por intervalos, la segunda muestra el número de pasos por cero de la señal por intervalos solapados y la tercera visualiza la traza de la señal correspondiente, marcando el principio y el final. Las dos siguientes son la ampliación de esta última, en concreto de la parte inicial de la señal de disparo y del final y por último se muestra una lista de valores que refleja todas las variables de importancia en el algoritmo, en especial los segmentos número *AP*, *BP*, *MP*, *AF*, *BF* y *MF*, los cuales ayudan en la interpretación del proceso que ha seguido el algoritmo a la vista de los resultados obtenidos. Estos números de intervalo también se reflejan en las gráficas mediante líneas verticales discontinuas.

En las gráficas de energía se señalan con líneas horizontales discontinuas los umbrales *UESUP* y *UEINF*, y hay que tener presente que debido a los diferentes órdenes de magnitud, *UEINF* apenas se distingue al estar muy cercano al origen. En las gráficas de pasos por cero, se señala con una línea horizontal discontinua el umbral *UZC*. Todas las gráficas han sido obtenidas en el entorno Matlab.

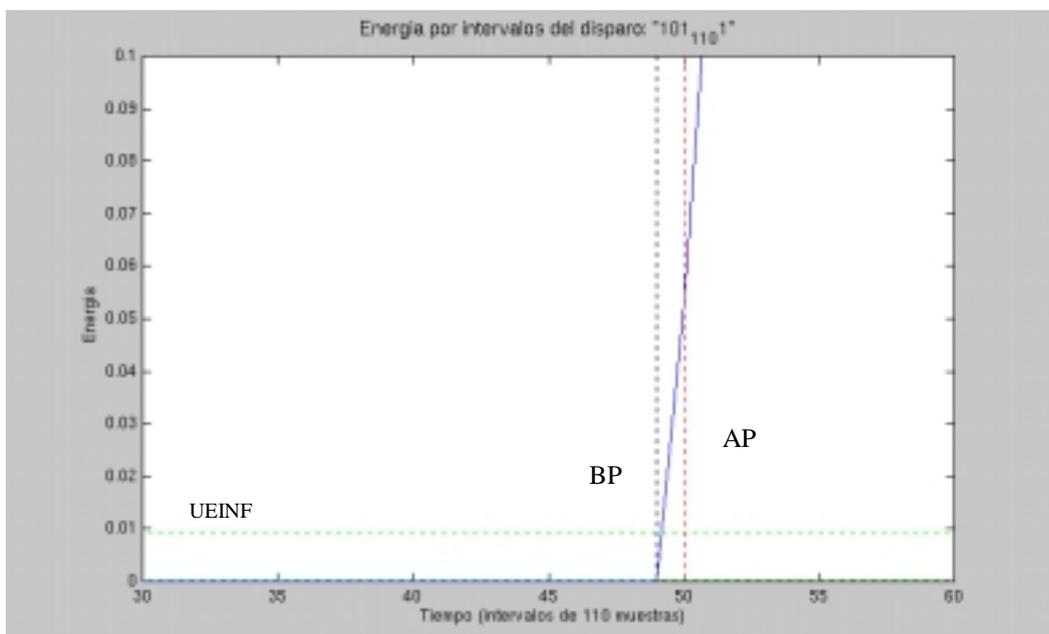
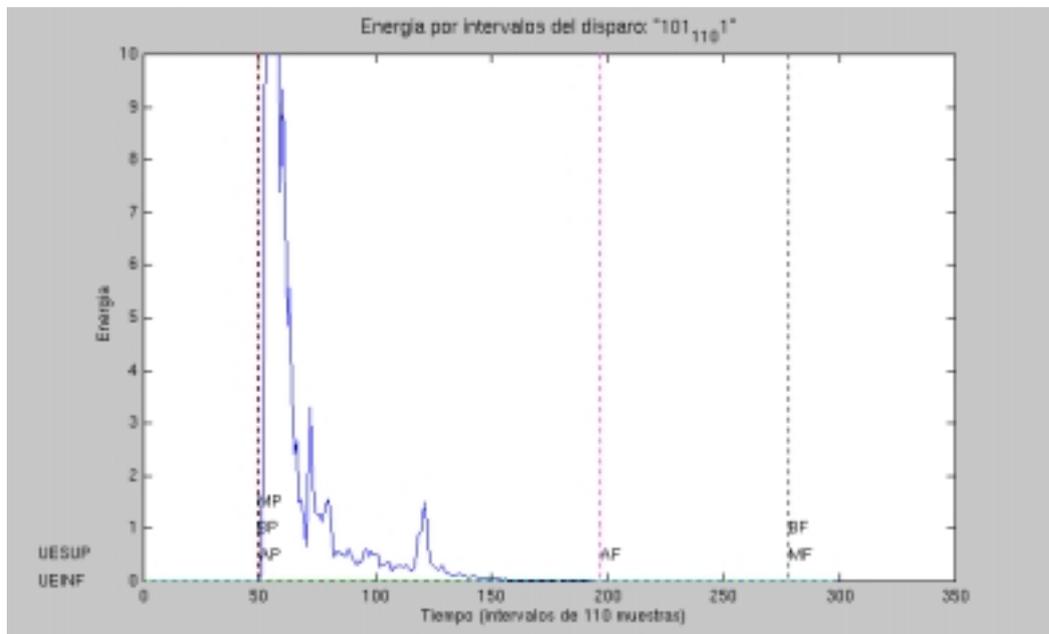


Figura 4.18. Energía de la señal por intervalos solapados a mitad para el disparo de una pistola en la galería interior y ampliación del principio de la señal.

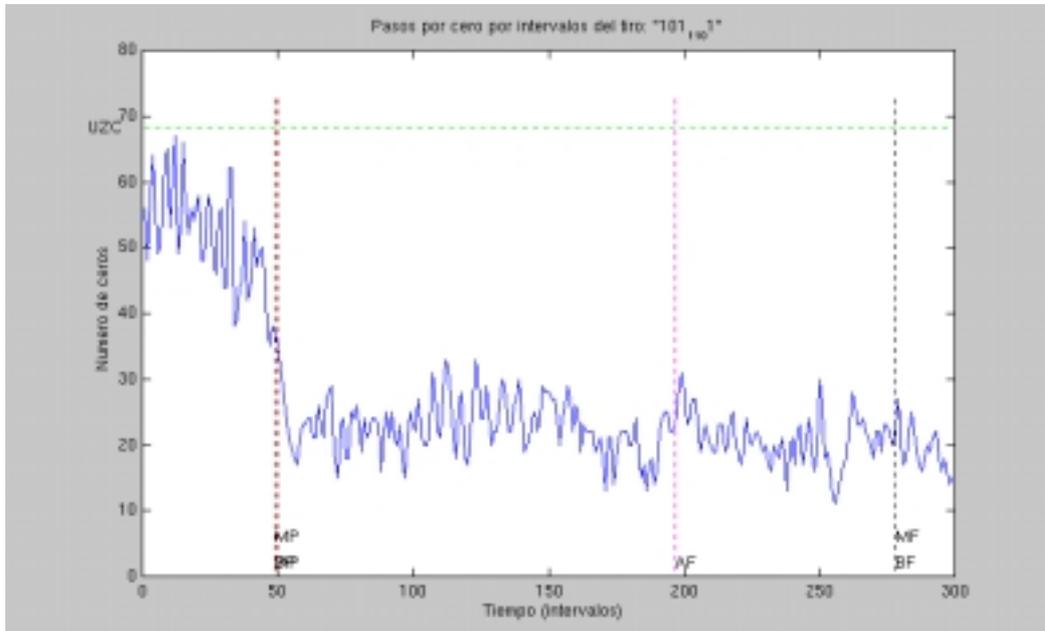


Figura 4.19. Pasos por cero de la señal por intervalos solapados para el disparo de una pistola en la galería interior.

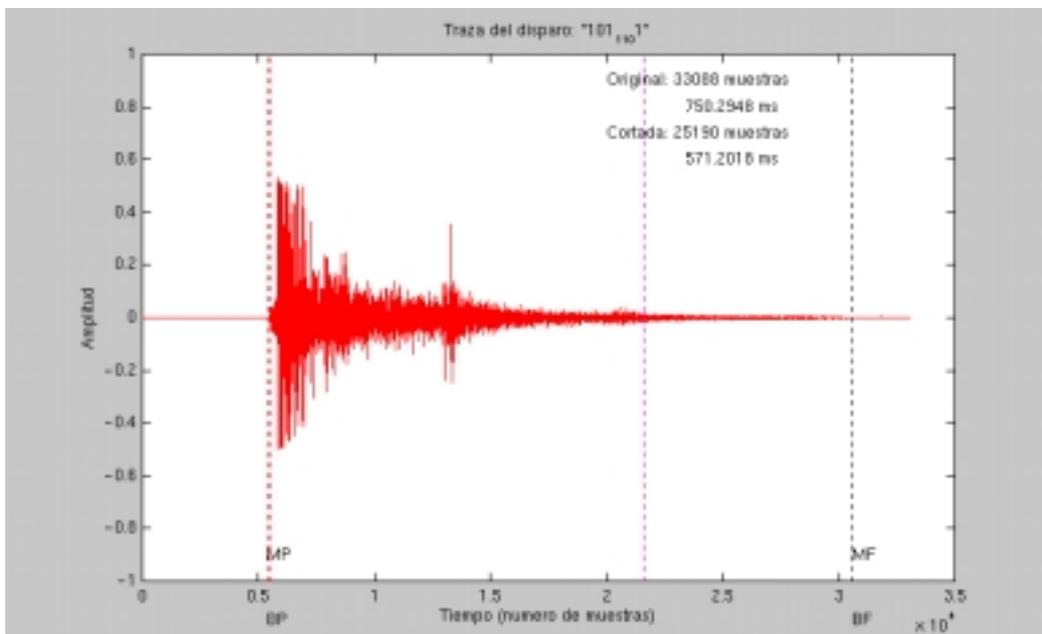


Figura 4.20. Traza de la señal de un disparo de una pistola en la galería interior.

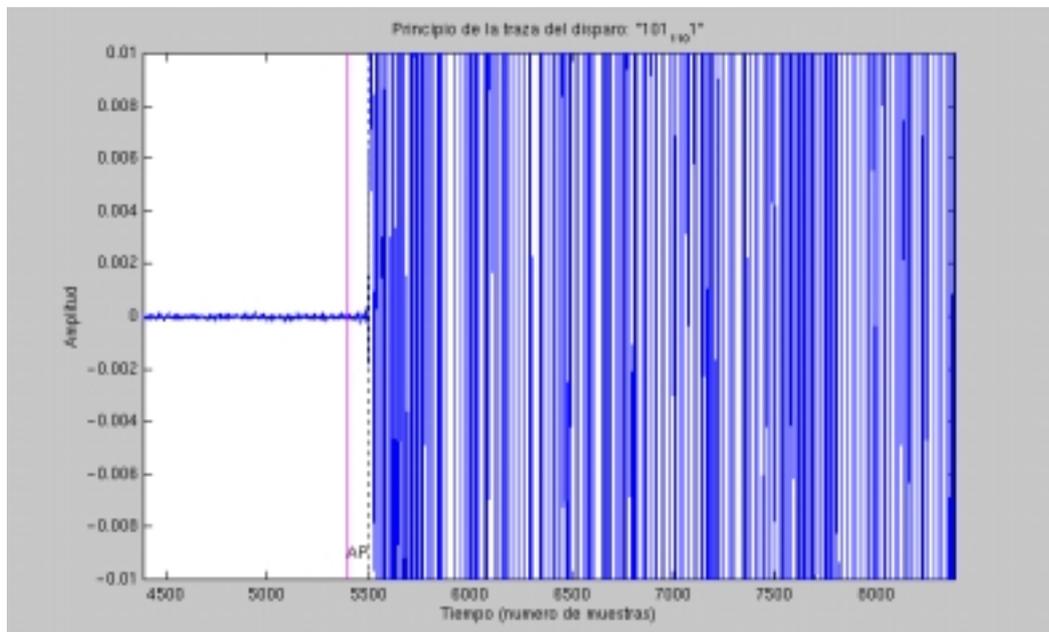


Figura 4.21. Principio de la traza de la señal de un disparo de una pistola en la galería interior (ampliación del principio de la señal de la Figura 4.20).

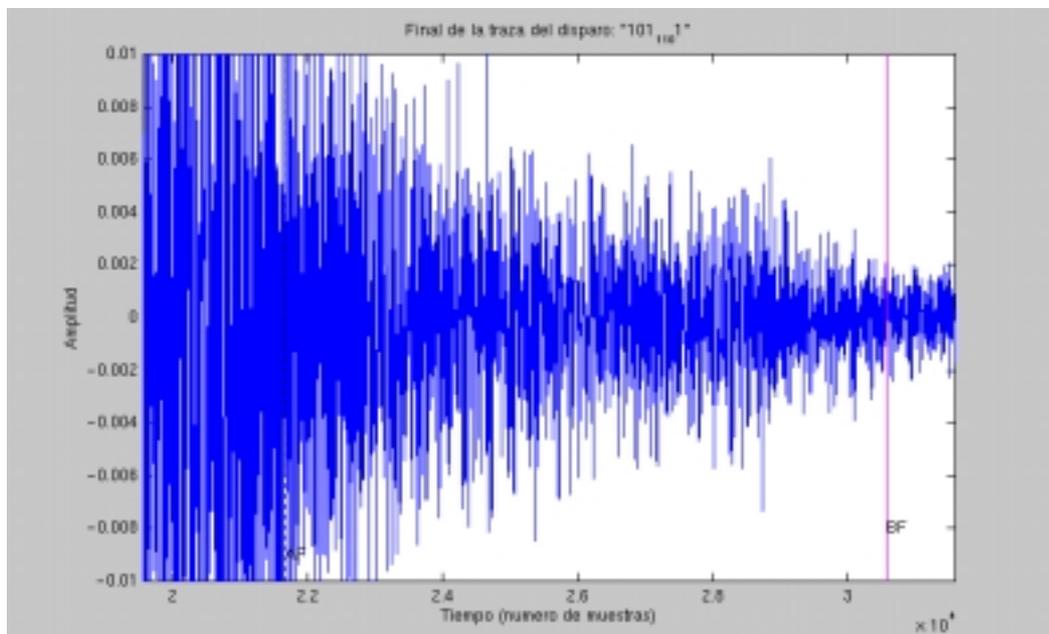


Figura 4.22. Principio del final de la traza de la señal de un disparo de una pistola en la galería interior (ampliación del final de la señal de la Figura 4.20).

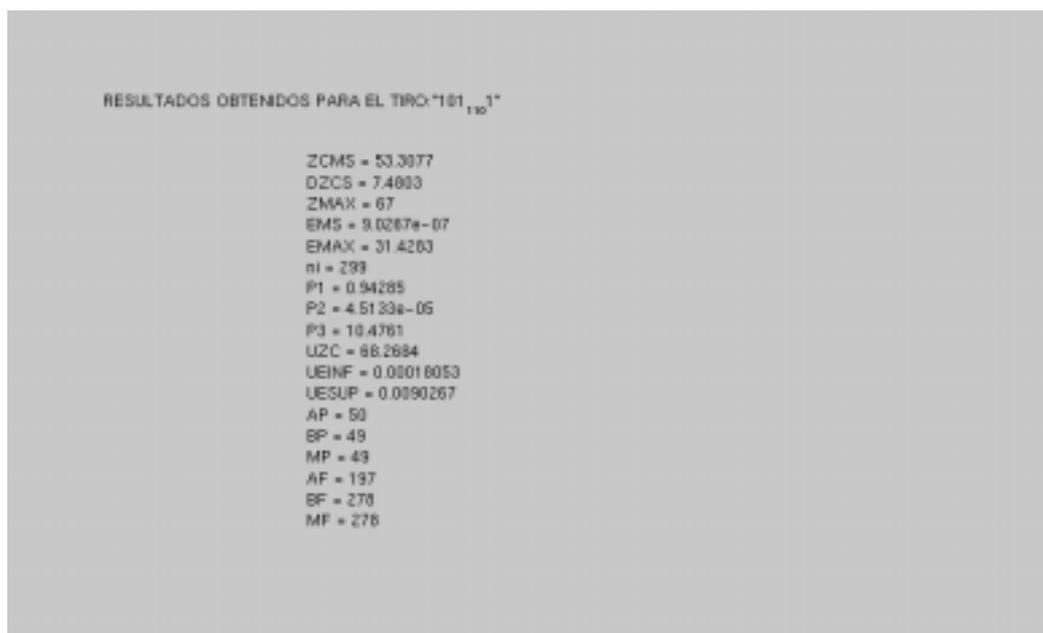


Figura 4.23. Valores de variables extraídas del disparo de una pistola en la galería de tiro interior.

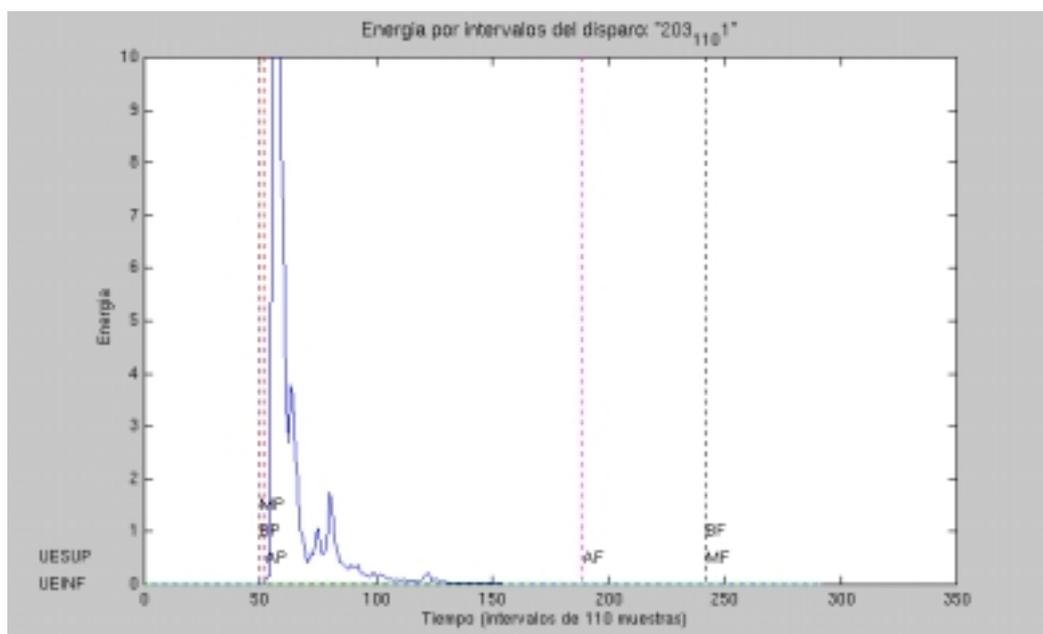


Figura 4.24. Energía de la señal por intervalos solapados a mitad para el disparo de una revólver en la galería interior.

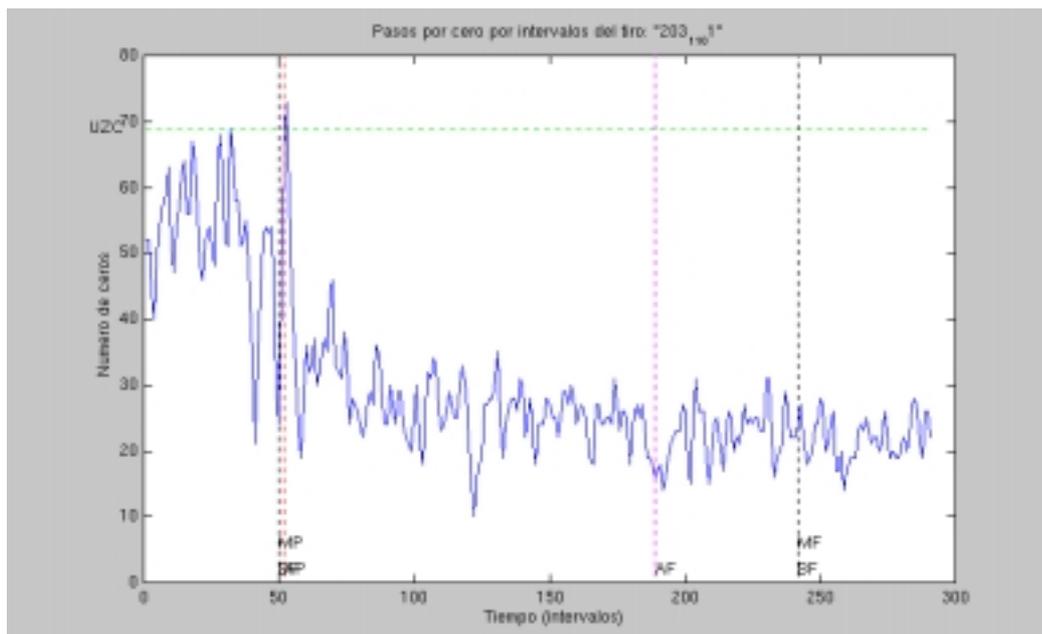


Figura 4.25. Pasos por cero de la señal por intervalos solapados para el disparo de un revólver en la galería interior.

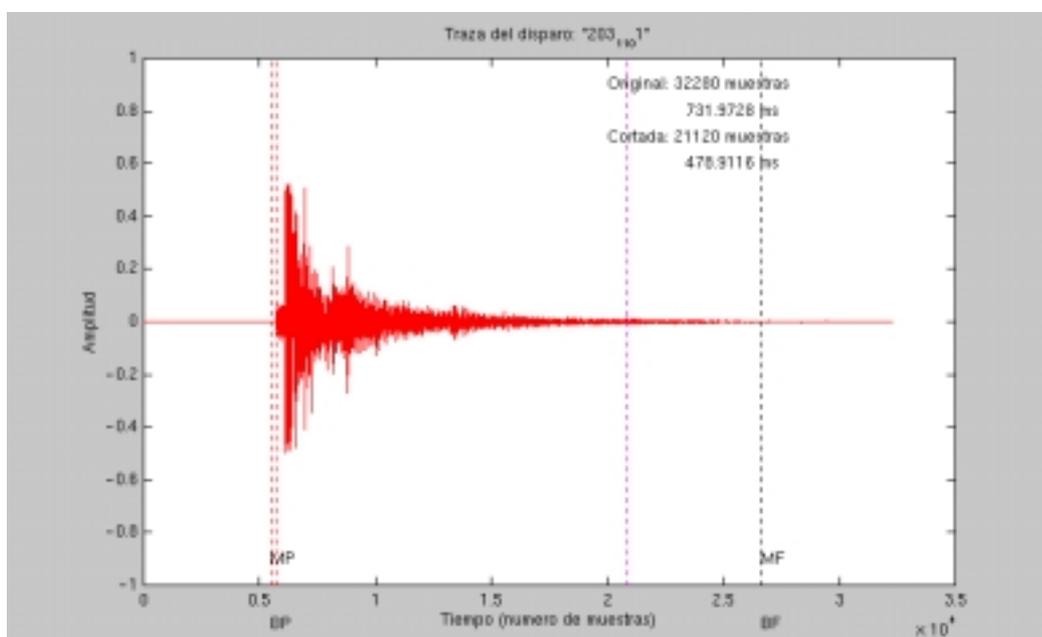


Figura 4.26. Traza de la señal de un disparo de un revólver en la galería interior.

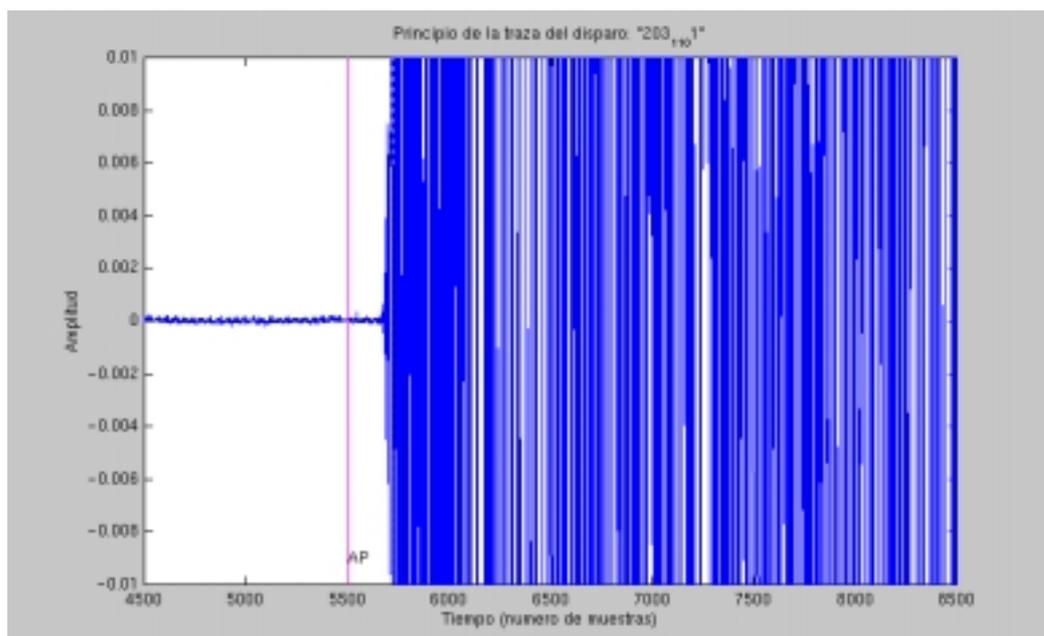


Figura 4.27. Principio de la traza de la señal de un disparo de un revólver en la galería interior (ampliación del principio de la señal de la Figura 4.26).

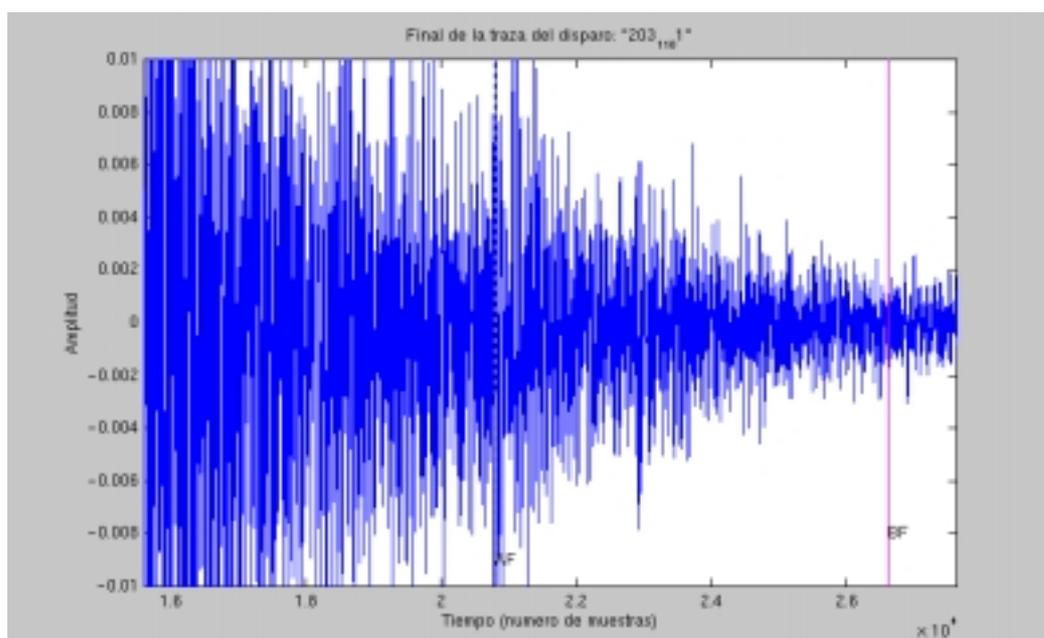


Figura 4.28. Final de la traza de la señal de un disparo de un revólver en la galería interior (ampliación del final de la señal de la Figura.4.26).

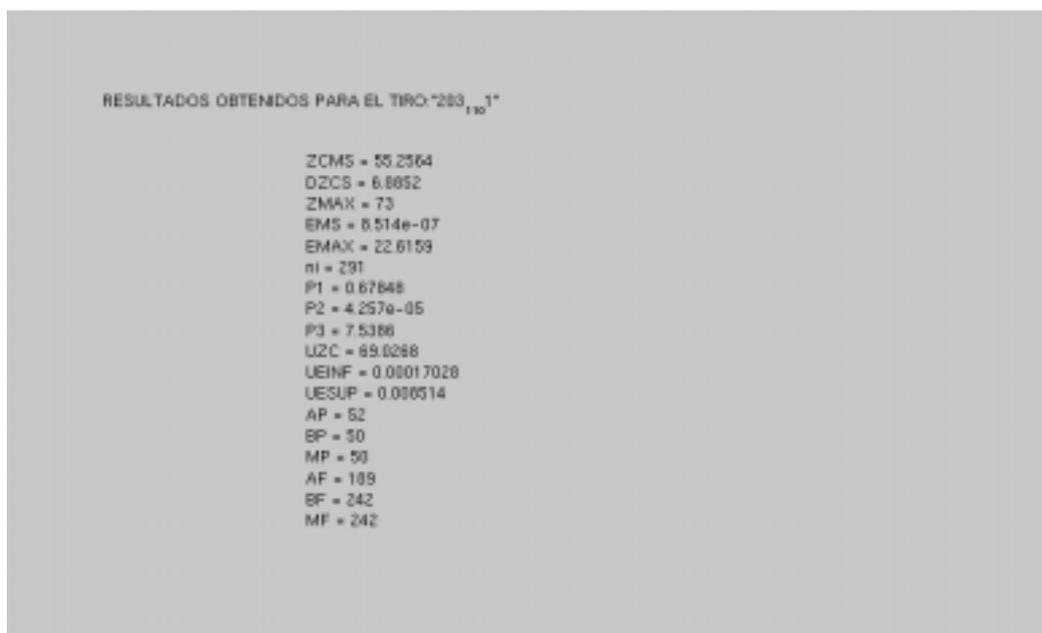


Figura 4.29. Valores de variables extraídas del disparo de una pistola en la galería de tiro interior.

Realizado el estudio para la escopeta hemos obtenido resultados similares.

A continuación el planteamiento fue realizar el mismo estudio en la galería exterior. En las Figuras 4.30 a 4.35 mostramos los resultados obtenidos, representando en cada gráfica lo mismo que para los disparos grabados en el interior.

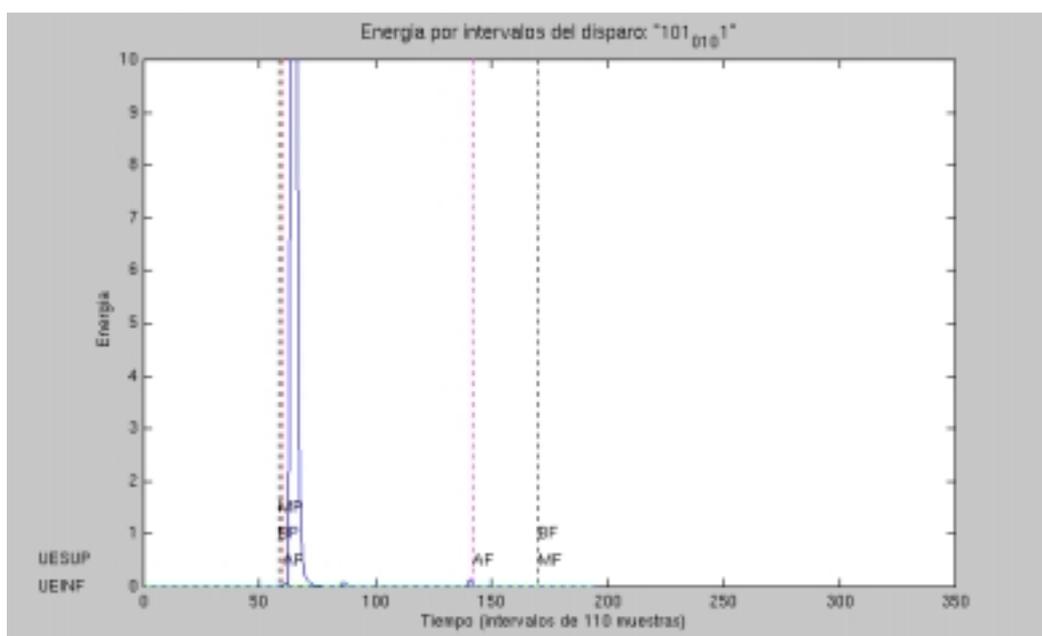


Figura 4.30. Energía de la señal por intervalos solapados a mitad para el disparo de una pistola en la galería interior y ampliación del principio de la señal.

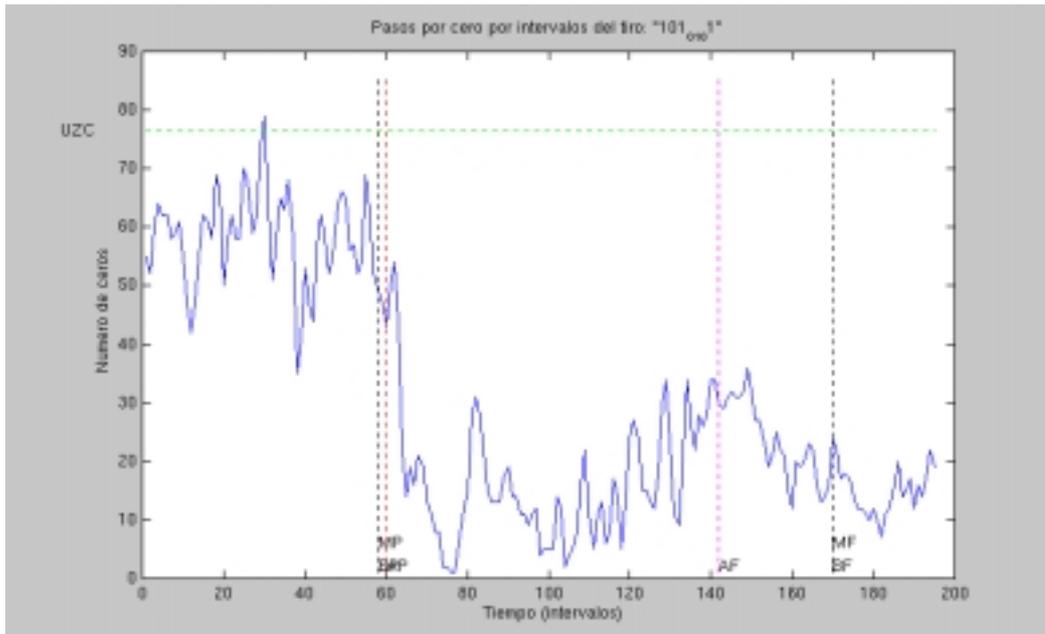


Figura 4.31. Pasos por cero de la señal por intervalos solapados para el disparo de una pistola en la galería interior.

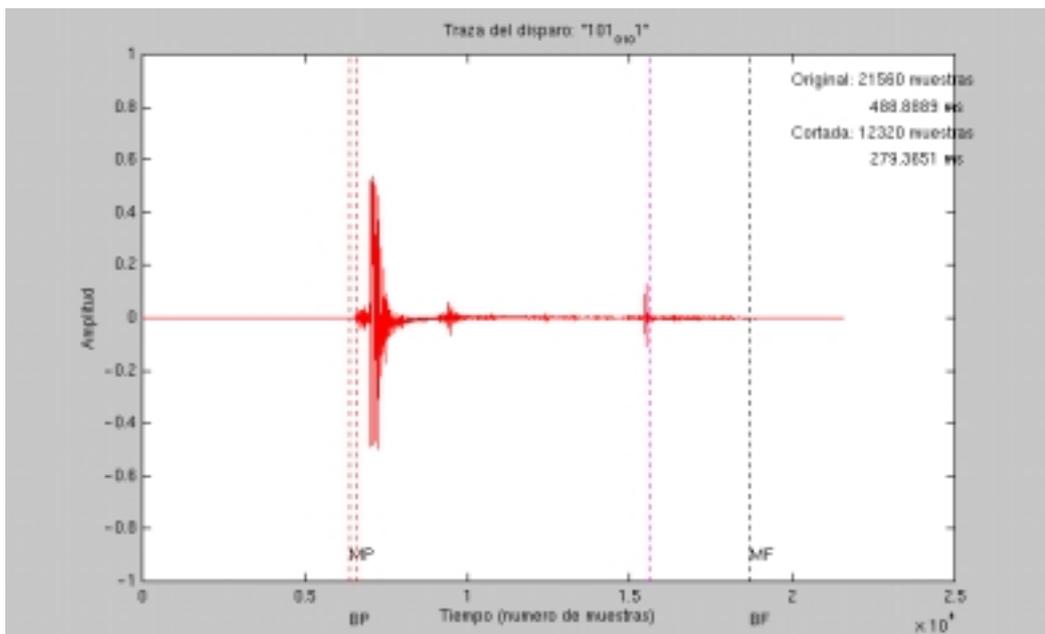


Figura 4.32. Traza de la señal de un disparo de una pistola en la galería interior.

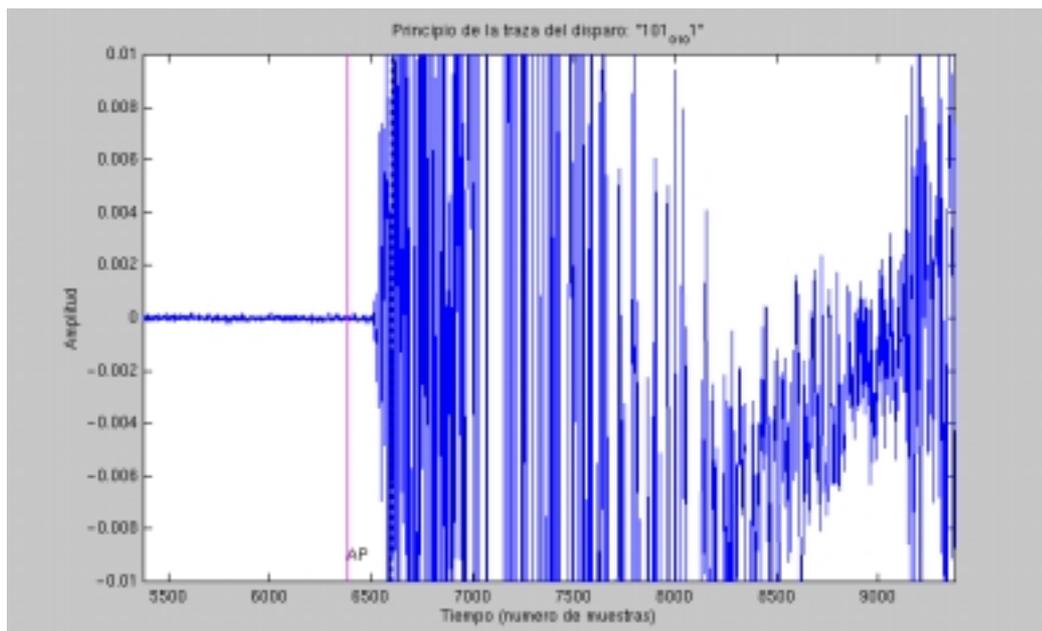


Figura 4.33. Principio de la traza de la señal de un disparo de una pistola en la galería interior (ampliación del principio de la señal de la Figura 4.30).

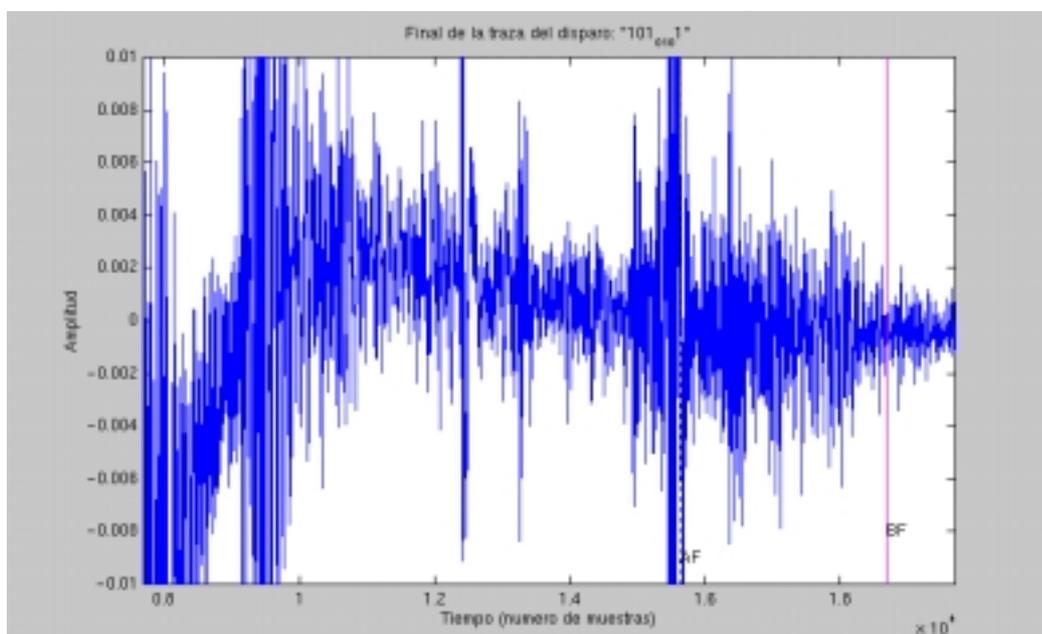


Figura 4.34. Valores de variables extraídas del disparo de una pistola en la galería de tiro interior (ampliación del final de la señal de la Figura 4.30).



Figura 4.35. Valores de variables extraídas del disparo de una pistola en la galería de tiro interior.

A la vista de los resultados nos planteamos ajustar el algoritmo de forma diferente para grabaciones en el interior y en el exterior, con objeto de eliminar en el exterior la parte de la señal que corresponda a eco. Las Figuras 4.36, 4.37 y 4.38 muestran el resultado de aplicar el algoritmo modificado.

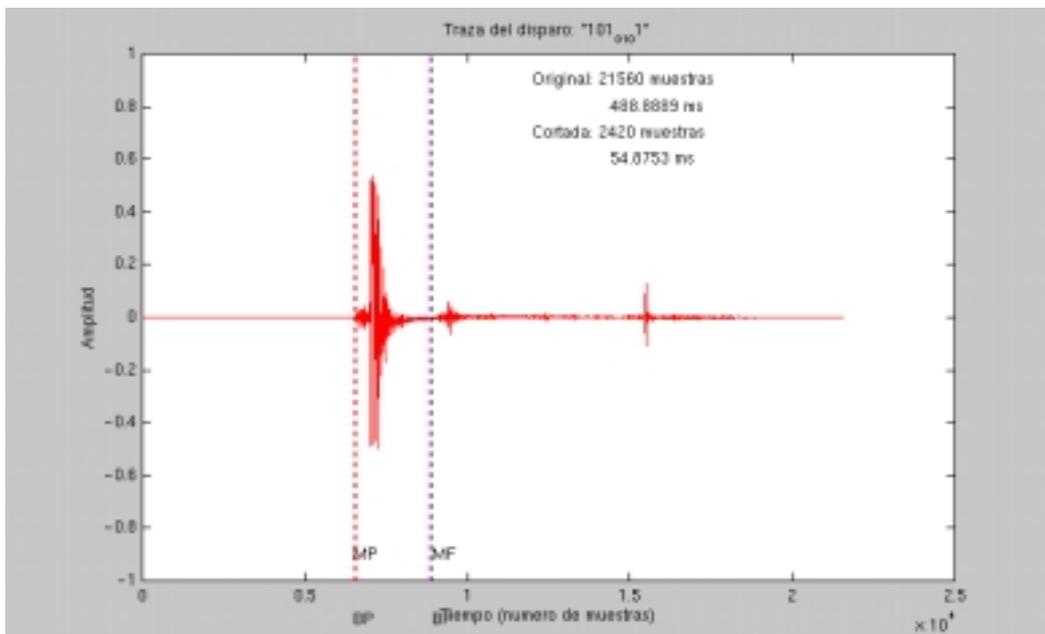


Figura 4.36. Traza de la señal de un disparo de una pistola en la galería exterior.

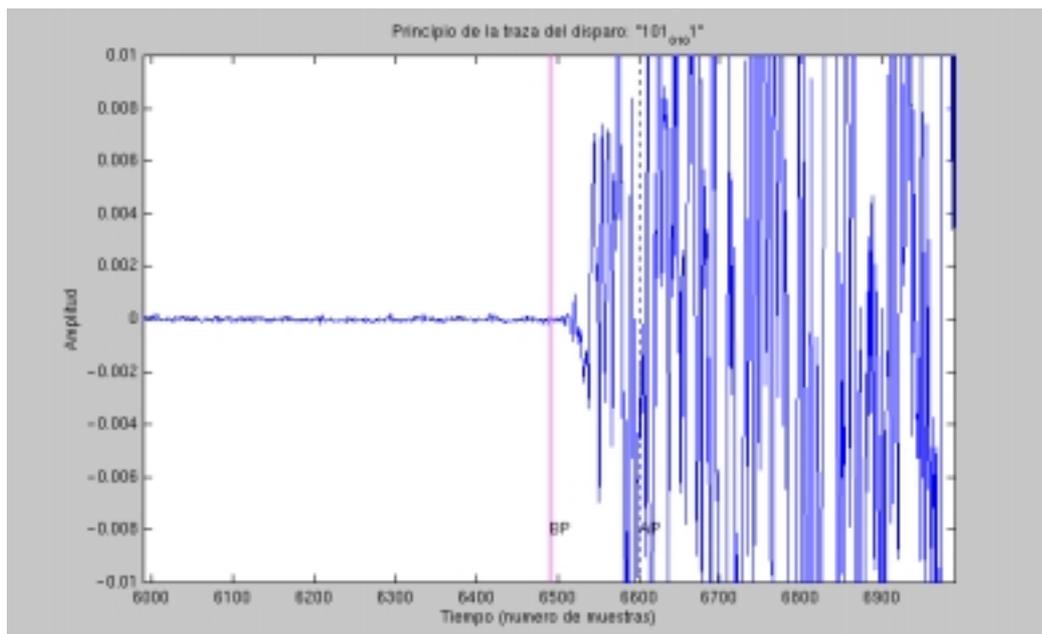


Figura 4.37. Principio de la traza de la señal de un disparo de una pistola en la galería exterior (ampliación del principio de la señal de la Figura 4.34).

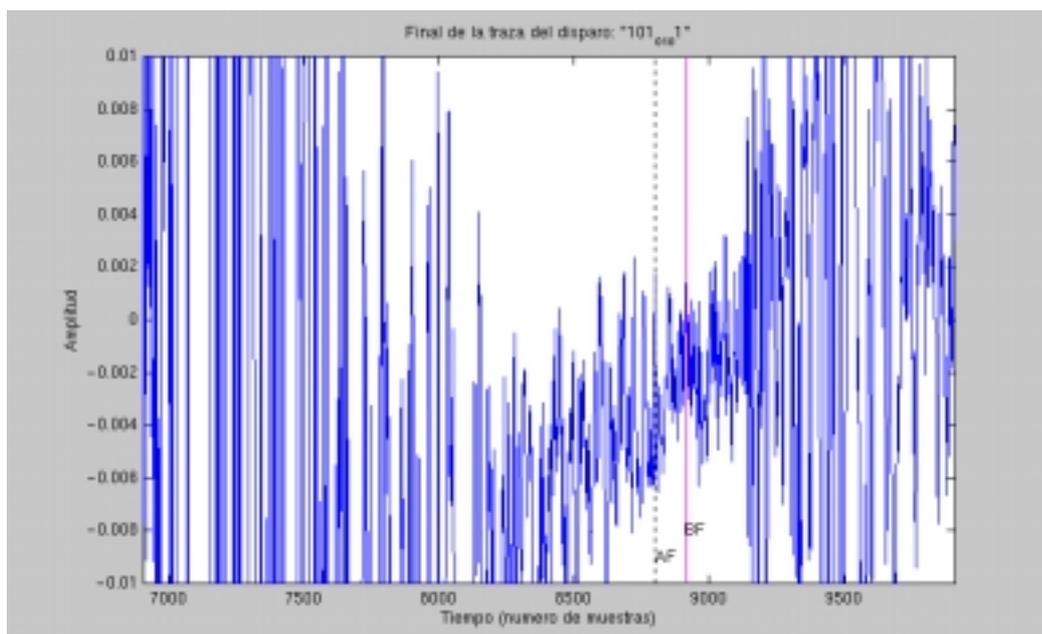


Figura 4.38. Final de la traza de la señal de un disparo de una pistola en la galería exterior (ampliación del final de la señal de la Figura 4.34).

ELABORACIÓN DE BASES DE DATOS DE PARÁMETROS ACÚSTICOS DE DISPAROS

5.1.- OBJETO DE SU CONSTRUCCIÓN

Son pocos los trabajos y estudios de investigación relacionados con el tema del reconocimiento del arma y la munición, que necesitan para su realización de un número más o menos amplio de señales de sonido. Estas señales pueden concretarse en disparos aislados, ráfaga, etc. Esto siempre lleva asociado un trabajo inicial de adquisición de señales de sonidos de disparos y, posteriormente, de obtención de una o varias de sus características. Este trabajo se limita casi exclusivamente a la realización de grabaciones de los sonidos de interés mediante un equipo adecuado; en nuestro caso un micrófono y un minidisc que nos permite hacer las grabaciones en digital. Desde el minidisc hemos pasado la información al computador utilizando para ello una tarjeta de sonido con la aplicación correspondiente.

Esta etapa inicial es siempre monótona y lenta, y en nuestro caso puede alargarse durante un tiempo grande, debido a la multitud de armas y munición. Además, las grabaciones siempre se deben realizar observando el cumplimiento de unas condiciones ambientales aceptables; nosotros hemos realizado, como ya hemos mencionado en el Prólogo, las grabaciones en diferentes entornos.

Con una base de datos de sonidos y de sus parámetros característicos a disposición del investigador pueden evitarse los inconvenientes anteriormente señalados, consiguiendo algunas ventajas importantes:

1. Ahorro del trabajo de adquisición de los sonidos.

2. Ahorro en tiempo de programación, es decir, en el diseño de programas para la obtención de diversos parámetros de los sonidos y en tiempo de ejecución de dichos programas.
3. Facilitar a otros investigadores que no tengan posibilidades de grabar ellos los sonidos, bien por permisos o por coste económico, poder investigar en este campo.

Se ha decidido así, como una parte del presente trabajo, la construcción de una base de datos de parámetros acústicos de disparos para las distintas armas de uso más frecuente y lo mismo de munición, en varios entornos y multiarma, para que sirva de soporte a futuros trabajos, en concreto, proporcionando una fuente de parámetros que sirvan para el reconocimiento del arma y de la munición.

5.2.- METODOLOGÍA EMPLEADA

5.2.1.- ADQUISICIÓN DE LOS SONIDOS

Los sonidos se han adquirido de acuerdo a la técnica que se señala en el apartado sobre la adquisición de la señal en el Capítulo III.

La mayoría de los disparos se han grabado utilizando una grabadora portátil minidisc y un micrófono de alta calidad (usando quitavientos) colocándolo a la derecha y por delante de la fuente emisora del disparo. Los datos del minidisc se han pasado al computador utilizando la tarjeta de sonido y la herramienta Sound Forge. Se han muestreado a 44100 Hz y se han utilizado 16 bits, en modo mono. También, en unas sesiones, se han grabado los disparos colocando el micrófono en diferentes posiciones y en otras se ha utilizado el micrófono de una cámara de vídeo o un casete de audio. El objetivo de realizar esta grabación simultánea ha sido para experimentar si el sistema era capaz de identificar el arma y la munición en el caso de realizar la grabación con menor calidad.

En la Figura 5.1 mostramos el proceso que sufre el sonido de un disparo hasta que se incorporan los parámetros extraídos a la base de datos.

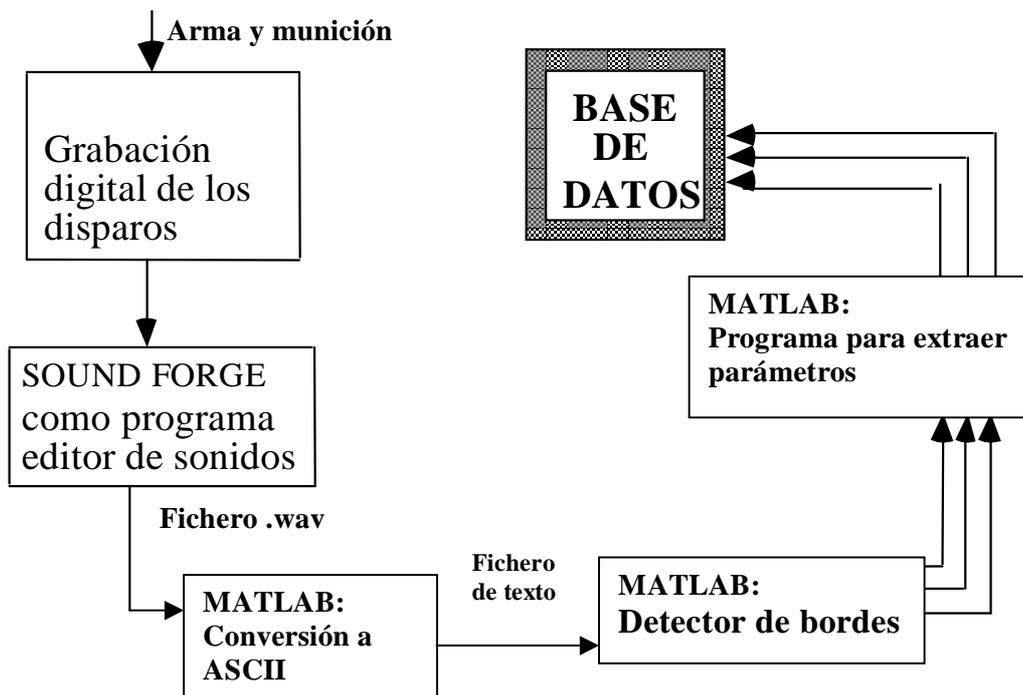


Figura 5.1. Proceso que sigue el sonido de un disparo hasta la incorporación de los parámetros en la base de datos.

5.2.2.- ARMAS Y MUNICIÓN UTILIZADAS

Hemos seleccionado las armas y munición de uso más frecuente siguiendo el consejo de expertos del Cuerpo Nacional de Policía y dado que se pretende ofrecer una fuente de parámetros que sirvan para el reconocimiento de un arma que probablemente no se haya utilizado para generar la base de datos, aunque sí otras del mismo modelo, utilizaremos tres armas diferentes de cada clase. Con cada arma y munición hemos realizado 10, 8, 6 o 5 disparos, dependiendo del cargador, coste económico y del esfuerzo humano. Este proyecto es muy ambicioso, por ello iremos aumentando las clases de armas, el tipo de munición y realizando grabaciones en otros entornos en futuros trabajos.

En la Tabla 5.1 presentamos las armas y municiones que hemos utilizado para entrenar y probar, con el objeto de llegar a identificar el arma y la munición. Las Tablas 5.2 y 5.3 presentan las armas y municiones usadas para hacer una serie de experimentos.

En el Apéndice B1 figuran imágenes de las armas utilizadas para entrenar y probar con objeto de identificar el arma. En los Apéndices B2 y B3 se muestran las fotografías de las armas utilizadas para realizar determinados experimentos usando la munición que figura en las Tablas 5.2 y 5.3 respectivamente. Las imágenes de la munición referenciada en la Tabla 5.1 figuran en el Apéndice C1 y las de la munición restante de las Tablas 5.2 y 5.3 en el Apéndice C2.

Tipo y modelo de arma	Munición
Pistola Star Mod. 28 PK	<ul style="list-style-type: none"> • 9 mm P Semiblandada • 9 mm P Blindada
Revólver Astra Mod. 960 - 4"	<ul style="list-style-type: none"> • .38 Special Semiblandada • .38 Special Semiblandada PH
Escopeta Policial Franchi	<ul style="list-style-type: none"> • Postas 12 • Perdigón 10^a
Fusil Mod. Coruña 7,62x51	<ul style="list-style-type: none"> • 7,62x51 • .308 Win
Cetme Mod. C 7,62x51	<ul style="list-style-type: none"> • 7,62x51 • .308 Win

Tabla 5.1. Armas y munición para entrenar y probar.

Tipo y modelo de arma	Munición
Pistola Star Mod. 28 PK	<ul style="list-style-type: none"> • 9 mm P Semiblandada (1989) • 9 mm P Blindada (1987)
Pistola Star 9 Corto (.380)	<ul style="list-style-type: none"> • 9 Corto Blindada • Dag Semiblandada PH
Revólver Astra Mod. 250 - 2"	<ul style="list-style-type: none"> • .38 Special Semiblandada
Revólver Colt King Cobra 4"	<ul style="list-style-type: none"> • .38 Special Semiblandada PH • .357 Magnum Semiblandada PH • .357 Magnum Semiblandada
Revólver Astra Mod. 960 - 6"	<ul style="list-style-type: none"> • .38 Special Semiblandada
Escopeta Policial Franchi	<ul style="list-style-type: none"> • Postas Winchester Super X - 4B
Escopeta Mossberg	<ul style="list-style-type: none"> • Postas 12 • Perdigón 10^a
Escopeta repetidora Cañón largo	<ul style="list-style-type: none"> • Postas 12

Tabla 5.2. Armas y munición para realizar determinados experimentos (I).

Tipo y modelo de arma	Munición
Pistola Astra Mod. 7000 Calibre 22	<ul style="list-style-type: none"> • .22 Long Rifle (1980) • .22 Subsonic
Revólver Astra Mod. 250 - 2"	<ul style="list-style-type: none"> • Fogueo 9x17 / .380
Rifle Unique Calibre .22	<ul style="list-style-type: none"> • .22 Long Rifle (1977) • .22 Long Rifle (1980) • .22 Subsonic
Subfusil Star Mod. Z70	<ul style="list-style-type: none"> • 9 mm P Parabellum

Tabla 5.3. Armas y munición para realizar determinados experimentos (II).

En las Tablas 5.4 y 5.5 presentamos las armas y municiones que hemos usado para identificar la munición. En el Apéndice C3 figuran las fotografías de dicha munición.

Tipo y modelo de arma	Munición
Pistola Star Mod. 28 PK	<ul style="list-style-type: none"> • 9 mm Luger HPJ • 9 mm Luger Subsonic • 9 mm Luger Punta de plomo • 9 mm Blindada

Tabla 5.4. Munición de la pistola para su identificación.

Tipo y modelo de arma	Munición
Revólver Astra Mod. 960 - 4"	<ul style="list-style-type: none"> • .38 Special HPJ (+P) • .38 Special Punta de plomo • .38 Special Semiblandada • .38 Special Semiblandada PH

Tabla 5.5. Munición del revólver para su identificación.

5.2.3.- ENTORNOS DE GRABACIÓN

Las grabaciones de los datos se han realizado en cuatro entornos muy diferentes: en un espacio insonorizado, en concreto en la galería interior de tiro de la Escuela de Policía de Ávila, en un espacio abierto específico, la galería exterior de tiro del mismo centro, en un espacio cerrado sin preparación (habitación), en concreto en una panera de un pueblo de Ávila, y en un espacio abierto normal, en el campo, en una finca. El interés de trabajar en diferentes entornos ha sido para poder identificar el arma o la munición sin la dependencia del medio y además intentando simular diferentes medios donde se pudieran producir disparos que se quisieran reconocer, como puede ser en un banco, oficina, campo de deporte, etc.

En el Apéndice D se muestran fotografías de los diferentes entornos de grabación.

5.2.4.- NOTACIÓN ASOCIADA

La mayoría de los disparos han sido grabados en el minidisc. En cada pista del minidisc grabamos un conjunto de disparos, entre 6 y 10 y posteriormente, por medio de la tarjeta de sonido cada pista fue volcada a un fichero con formato "wav", con el nombre de la pista y número del minidisc, almacenándolo inicialmente en el disco duro del computador. Así, por ejemplo, el fichero *pista_3_1.wav*, corresponde a la pista número 3 del primer minidisc y contiene 10 disparos de la pistola Star Modelo 28 PK con munición 9 mm P Blindada y grabados en la galería de tiro. Los disparos grabados en el casete o en la cinta de vídeo también los hemos pasado a disco duro por medio de la tarjeta de sonido.

A continuación procedimos a aislar manualmente cada disparo, guardando cada uno de ellos en un fichero y utilizando el siguiente criterio:

- el primer carácter identificará el tipo de arma (n_a)
- los dos siguientes identifican la munición (n_m)
- el siguiente el entorno (n_e)
- el siguiente identifica el número de serie del arma (n_i)
- los dos últimos la tanda o número de disparo (n_t).

y usando la nomenclatura que figura en las Tablas 5.6, 5.7 y 5.8.

Tipo y modelo de arma	na	Munición	nm
Pistola Star Mod. 28 PK	1	9 mm P Semiblandada	01
		9 mm P Blindada	02
Revólver Astra Mod. 960 - 4"	2	.38 Special Semiblandada	03 - 04
		.38 Special Semiblandada PH	05 - 06
Escopeta Policial Franchi	3	Postas 12	07
		Perdigón 10 ^a	08
Fusil Mod. Coruña 7,62x51	4	7,62x51	09
		.308 Win	10
Cetme Mod. C 7,62x51	5	7,62x51	09
		.308 Win	10

Tabla 5.6. Nomenclatura en armas y munición utilizadas para entrenar y probar (los valores de n_m utilizados en el revólver son para diferenciar simple y doble acción).

Arma	Munición	nm
Pistola Star Mod. 28 PK.	9 mm Luger HPJ	31
	9 mm Luger Subsonic	32
	9 mm Luger Punta de plomo	33
	9 mm P Blindada	34
Revólver Astra Mod. 960 - 4"	.38 Special HPJ (+P)	41
	.38 Special Punta de plomo	42
	.38 Special Semiblandada	43
	.38 Special Semiblandada PH	44

Tabla 5.7. Nomenclatura en munición utilizada para identificar la munición.

Entorno de grabación	ne
Galería exterior de tiro	0
Galería interior de tiro	1
Campo	2
Habitación	3

Tabla 5.8. Nomenclatura para el entorno.

En estas tablas hemos indicado solamente la notación de las armas y municiones que se han utilizado para probar y entrenar y no de aquellas que se han utilizado simplemente para experimentar. La notación referida a éstas últimas figura en los Apéndices E2 y E3.

En casi todas las grabaciones, hemos utilizado tres armas diferentes de cada modelo; por lo tanto utilizaremos n_i para diferenciar un arma de otra dentro del mismo modelo, es decir, hace referencia al número de serie, y variará la mayoría de las veces de 1 a 3. Por último, n_t es el número de tanda, es decir, el número que identifica al disparo que corresponde al mismo tipo de arma, munición, número de entorno y número de arma, que toma diferentes valores, en unos casos 10, en otros 48, en otros 60, etc.

Por lo tanto, cada disparo para ser tratado se almacenará en un fichero que vendrá identificado como $n_a n_m n_e n_i n_t.wav$. Así por ejemplo, el fichero *102_1_1_04.wav* (Tabla E1.6 del Apéndice E) correspondería al cuarto disparo emitido con la primera pistola Star Mod. 28 PK, utilizando la munición 9 mm P Blindada y grabado en la galería interior de tiro. Otro ejemplo puede ser *205_0_2_03.wav* (Tabla E1.2 del Apéndice E), que corresponde al tercer disparo del segundo revólver Astra Mod. 960-4", con munición .38 Special Semiblandada PH, doble acción, grabado en la galería exterior de la Escuela de Policía.

En el Apéndice E figura información de los disparos que se han utilizado para desarrollar este trabajo, con su notación asociada, en concreto en E1 se listan los disparos para identificar el arma, en particular disparos para entrenar y probar, en E2 y E3 también disparos que para identificar el arma, pero en este caso para hacer experimentos y en E4 disparos que se han utilizado para identificar la munición. No hemos considerado información de otra serie de disparos que se utilizaron inicialmente

para realizar las primeras pruebas para ver si era viable o no realizar este estudio de investigación.

Hemos creado tres CD's en los que hemos grabado todos los sonidos de disparos.

5.3.- PARÁMETROS CONSIDERADOS

De la señal de sonido del disparo tenemos que extraer aquellos parámetros que consideremos que permitan diferenciar, en nuestro caso, el arma y la munición. Hemos seleccionado diferentes bloques de parámetros y hemos tratado independientemente cada uno de los medios de grabación. De esta forma tendremos diferentes tablas de datos, que haciendo abuso del lenguaje llamaremos bases de datos.

Para obtener los parámetros se han diseñado unos programas en Matlab llamados basedatosx.m (x tomará diferente valor dependiendo de los parámetros que se quieran extraer). Este procedimiento es llamado a su vez desde otro denominado lanzabase.m para que evalúe los parámetros de un conjunto de ficheros de texto, cada uno correspondiente a un disparo.

Vamos a generar varias bases de datos en las que vamos a almacenar diferentes parámetros. Los registros de estas bases de datos corresponderán a los disparos que figuran en los Apéndices E1, E2, E3 y E4.

5.3.1.- BASE DE DATOS DE DURACIÓN

Hemos creado una base de datos para cada uno de los entornos de trabajo, en los que hemos realizado las grabaciones donde hemos almacenado el tiempo de duración de los disparos, después de haber utilizado el detector de bordes del interior o del exterior.

Mediante estas bases de datos hemos calculado los valores promedio para los disparos grabados en diferente entorno, con distinta arma y munición. Las Tablas 5.9 y 5.10 muestran el tiempo promedio correspondiente a los disparos cortados, grabados en la galería exterior e interior respectivamente, con objeto de identificar el arma.

Tipo y modelo de arma	Tiempo promedio (ms)
Pistola Star Mod. 28 PK	44,02
Revólver Astra Mod. 960 - 4"	35,61
Escopeta Policial Franchi	46,56
Fusil Mod. Coruña 7,62x51	43,82
Cetme Mod. C 7,62x51	57,20
Promedio:	43,81

Tabla 5.9. Duración de los disparos en la galería de tiro exterior después de haber pasado el detector de bordes exterior.

Tipo y modelo de arma	Tiempo promedio (ms)
Pistola Star Modelo 28 PK	577,73
Revólver Astra Mod. 960 - 4"	463,56
Escopeta Policial Franchi	573,11
Promedio:	519,49

Tabla 5.10. Duración de los disparos en la galería de tiro interior después de haber pasado el detector de bordes.

Se observa que la duración de los disparos recortados en el exterior es significativamente mucho menor que en el interior. Este es un dato que se puede utilizar para clasificar el tipo de medio en el que se ha grabado el disparo, aunque en nuestro caso realmente no lo necesitamos, pues sabremos de antemano donde está localizado el dispositivo que se ha utilizado para grabar el disparo. Las duraciones de los disparos, dentro de cada entorno son del mismo orden, por lo que no se podría utilizar este parámetro para clasificar el arma.

Se ha realizado el mismo estudio en los otros entornos de grabación, obteniendo resultados similares como se muestra en las Tablas 5.11 y 5.12.

Tipo y modelo de arma	Tiempo promedio (ms)
Pistola Star Mod. 28 PK	53,27
Revólver Astra Mod. 960 - 4"	35,75
Escopeta Policial Franchi	63,33
Fusil Mod. Coruña 7,62x51	37,91
Cetme Mod. C 7,62x51	55,12
Promedio:	49,08

Tabla 5.11. Duración de los disparos en el campo después de haber pasado el detector de bordes exterior.

Tipo y modelo de arma	Tiempo promedio (ms)
Pistola Star Mod. 28 PK	406,9
Revólver Astra Mod. 960 - 4"	372,5
Escopeta Policial Franchi	461,2
Promedio:	413,5

Tabla 5.12. Duración de los disparos en la habitación después de haber pasado el detector de bordes.

Las Tablas 5.13 y 5.14 muestran el tiempo promedio correspondiente a los disparos cortados, grabados en la galería interior, con objeto de identificar la munición, con la pistola Star Mod. 28 PK y con el revólver Astra Mod. 960-4" respectivamente.

Tipo y modelo de arma	Munición	Tiempo promedio (ms)
Pistola Star Mod. 28 PK	9 mm Luger HPJ	363
	9 mm Luger Subsonic	347
	9 mm Luger Punta de plomo	399
	9 mm P Blindada	419
Promedio:		382

Tabla 5.13. Duración de los disparos de la pistola en la galería de tiro interior después de haber pasado el detector de bordes.

Tipo y modelo de arma	Munición	Tiempo promedio (ms)
Revólver Astra Mod. 960 - 4"	.38 Special HPJ (+P)	379
	.38 Special Punta de plomo	320
	.38 Special Semiblandada	329
	.38 Special Semiblandada PH	347
Promedio:		343,75

Tabla 5.14. Duración de los disparos del revólver en la galería de tiro interior después de haber pasado el detector de bordes.

En este caso la duración también es superior a la de los disparos grabados en el exterior, pero no se podría utilizar la duración para diferenciar el arma, ya que son del mismo orden y por supuesto menos la munición

5.3.2.- BASE DE DATOS PARA EL MÉTODO POR BANDAS

Como se verá a continuación, los parámetros calculados son todos ellos pertenecientes al dominio frecuencial, y no al dominio temporal como sucedía en la parte de la detección de bordes, en la que los valores de los diferentes umbrales utilizados en el detector de bordes se calculan a partir de información perteneciente al dominio del tiempo.

La base para el cálculo de estos parámetros es el paso previo al dominio de la frecuencia, de toda o parte de la señal. Esto se resuelve calculando la transformada discreta de Fourier, que es un algoritmo que ya viene implementado en el lenguaje Matlab en forma de función, y que suele denominarse en este contexto por transformada rápida de Fourier (FFT).

Después de realizar un análisis espectral, utilizando la FFT para obtener el espectro en frecuencia de la señal, hemos comprobado que la información relevante se concentra en la banda de 0 a 4 KHz, por ello, sólo consideramos este rango de frecuencias para el cálculo de los parámetros que a continuación detallaremos. Antes, recordaremos que la señal está muestreada a 44,1 KHz y que no hubiera sido necesario trabajar con una frecuencia tan alta de muestreo; hubiera bastado muestrear a 11 KHz.

Para cada disparo, se calculan 61 parámetros de interés, además de los 5 extraídos del nombre del fichero correspondientes a la identificación de la clase de arma, munición, número de serie, entorno y número de disparo. Por lo tanto, para cada disparo tenemos 66 campos que pasamos a describir:

- Identificación del disparo (C₁-C₅).
- Energía total, calculada como el área del espectro (C₆).
- Frecuencia (en Hz) que divide al área total en 2 mitades iguales (C₇).
- Valor máximo de energía (C₈).
- Frecuencia donde se alcanza el valor máximo de energía (C₉).
- Frecuencia del formante K-ésimo (K=1, 2, ... ,6) (C₁₀-C₁₅).
- Energía del formante K-ésimo (K=1, 2, ... ,6) (C₁₆-C₂₁).
- Frecuencia cuya energía es máxima en la banda j-ésima (j=1, ... ,15) (C₂₂-C₃₆)
- Energía normalizada máxima en la banda j-ésima (j=1, 2, ... ,15) (C₃₇-C₅₁).
- Energía normalizada total en la banda j-ésima (j=1, 2, ... ,15) (C₅₂-C₆₆).

donde las 15 bandas aludidas son las que resultan de dividir en partes iguales el intervalo de frecuencias de 0 a 4 KHz, que es la zona del espectro a la que nos hemos restringido por ser la que contiene la información más relevante.

5.3.3.- BASE DE DATOS PARA EL MÉTODO POR ESPECTROGRAMA

En este caso vamos a trabajar también en el dominio frecuencial. Se trata de calcular para diferentes zonas de la señal de sonido, disparo, la distribución de la intensidad de la señal, como una función de la frecuencia en bandas de frecuencia específicas, es decir, la distribución en frecuencias de los valores de las componentes de parte o de la totalidad de la onda [KOS92]. Esto es equivalente a hacer la Transformada de Fourier de una zona en el dominio temporal o, si se quiere operar sobre toda la señal, se puede utilizar una sola ventana en el dominio temporal que abarque toda la señal o más de una ventana de menor ancho, con o sin solapamiento y hacer la Transformada de Fourier para cada ventana [MAS95].

Como veremos en los capítulos VIII y IX, hemos trabajado con diferente ancho de las ventanas, con diferente número de ventanas y solapamiento variable.

En cualquier caso, supongamos que trabajamos con i ventanas de ancho j muestras y con solapamiento k . Si se muestrea a f Hz, para cada ventana obtendríamos la densidad espectral para cada uno de los f/j intervalos de frecuencia. Por tanto, definiendo m como el cociente entre la frecuencia de muestreo y el ancho de la ventana, en cada fila de la tabla se almacenaría la siguiente información:

- Identificación del disparo (C_1-C_5).
- Tiempo de comienzo de cada ventana ($C_6 \dots C_{(6+i-1)}$).
- Frecuencia de cada intervalo ($C_{(6+i-1)+1} \dots C_{(6+i-1)+m}$).
- Densidad espectral por banda para la primera ventana ($C_{(6+i-1)+m+1} \dots C_{(6+i-1)+m+m}$).
- Densidad espectral por banda para la segunda ventana ($C_{(6+i-1)+2m+1} \dots C_{(6+i-1)+3m}$).
- ...
- Densidad espectral por banda para la última ventana ($C_{(6+i-1)+i m+1} \dots C_{(6+i-1)+(i+1)m}$).
- Solapamiento ($C_{(6+i-1)+i m+1}$).

Ahora bien, como sólo nos interesa hacer el estudio en la zona baja de frecuencias, no tendremos en cuenta todos los coeficientes de frecuencias y además realizaremos agrupaciones por intervalos, utilizando escala lineal.

Así, por ejemplo, si utilizamos dos ventanas de 512 puntos y sin solapar bastarían 50 intervalos de frecuencias para abarcar por encima de 4 KHz, y si hacemos agrupaciones de 5 en 5 intervalos de frecuencias tendríamos, para cada ventana, 10 valores de densidad espectral y por lo tanto en cada fila de la tabla se almacenarían los siguientes valores:

- Identificación del disparo (C_1-C_5).
- Tiempo de comienzo de cada ventana ($C_6- C_7$).
- Frecuencia de cada banda ($C_8- C_{17}$).
- Densidad espectral por banda para la primera ventana ($C_{18}- C_{27}$).
- Densidad espectral por banda para la segunda ventana ($C_{28}- C_{37}$).
- Solapamiento (C_{38}).

5.4.- FORMATO DE LAS BASES DE DATOS

Para cada conjunto de disparos grabados en cada entorno de trabajo hemos creado las tablas correspondientes a los apartados anteriores y luego de estas tablas se han utilizado parte de los registros para entrenar y otra parte para probar, como veremos en los capítulos VIII y IX.

En estas tablas, los cinco primeros campos, cuando se consideran conjuntamente, constituyen la clave capaz de identificar cada registro, cada fila de la matriz. El resto de los campos corresponden a los parámetros anteriormente señalados.

Los campos o columnas de estas tablas son de tipo numérico y su formato es el que usa Matlab internamente (para Matlab es un vector numérico). Mediante funciones de Matlab es posible su conversión a un fichero ASCII a fin de que se pueda integrar en otros entornos y aplicaciones.

APROXIMACIÓN AL PROBLEMA MEDIANTE FUNCIONES ESTADÍSTICAS

6.1.- INTRODUCCIÓN

El objetivo concreto va a ser el reconocimiento del arma utilizada en el disparo, manejando estos sonidos desde la recepción del mismo por el micrófono, pasando una forma de onda de analógica a un muestreo digital, tratando esta señal digital, para obtener su representación paramétrica y la clasificación para asignar a ese sonido el arma utilizada. Las dos fases fundamentales de un proceso de reconocimiento de patrones son la obtención de una regla de decisión (o sea, el diseño del clasificador) y la utilización de la misma [ESC77].

El diseño de un clasificador comienza, en líneas generales, con la definición de las clases objeto de estudio (en este caso los tipos de armas y de municiones), y la representación adecuada de la muestra controlada de cada una de ellas. El diseño concluye cuando se ha obtenido una regla de decisión de forma que basándose en la misma se puede asignar un nuevo patrón “no controlado” a aquella clase para la que se estime que pertenece. Aunque se puede abordar el problema de reconocimiento de patrones desde campos muy diversos, aquí sólo trataremos el reconocimiento matemático o automático del arma y la munición utilizadas en un disparo por medio del sonido. Estas técnicas consisten en un conjunto de algoritmos para resolver un tipo muy particular de problemas presentados en una forma muy peculiar [ESC77].

Los métodos numéricos que se emplean en el reconocimiento matemático de patrones se basan en conceptos relativamente simples [UHR73]; su operatividad no depende de la sofisticación relativa al reconocimiento humano, sino de la posibilidad de tratar con ordenador patrones de grandes dimensiones. La percepción humana puede

tratar, in mente, sofisticadas reglas y algoritmos, pero no con más de dos o tres dimensiones a visualizar en los patrones. En cambio, el reconocimiento matemático de patrones puede, a base de sencillos algoritmos, manejar volúmenes de datos con mayores dimensiones cuyas relaciones internas no son fácilmente visualizables.

En la Figura 6.1 presentamos el diagrama a seguir para llegar a la clasificación del patrón.

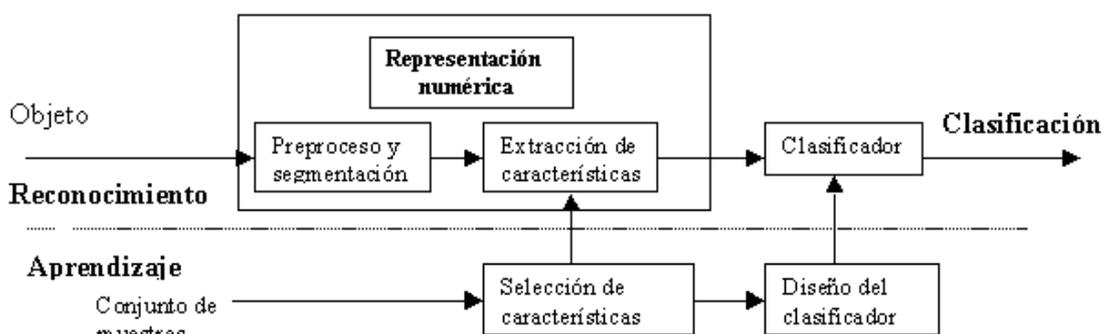


Figura 6.1. Proceso de clasificación.

Las aplicaciones en este campo del reconocimiento de sonidos son incontables. Por citar sólo algunas: procesador de textos oral ("secretaría electrónica"), sistema operativo oral (que permite suplir las deficiencias o incapacidades físicas), sistemas de seguridad (identificación de personas por la voz), etc., pero no hay, hasta el momento, ningún trabajo realizado para la identificación de sonidos tan peculiares como los disparos.

6.2.- METODOLOGÍA DEL PROCESO CLASIFICADOR

El identificador lo hemos planteado desde un punto de vista paramétrico, teniendo en cuenta la densidad de energía normalizada por banda. Los parámetros frecuenciales los obtenemos de la distribución de energías de la señal a lo largo del espectro transformado.

El primer paso, la recogida de muestras es decir los sonidos de disparos, la realizamos a través de un micrófono de altas prestaciones y por comodidad utilizamos un minidisc, para evitar tener que llevar un computador, con su tarjeta de sonido, al medio de grabación. Si bien, es cierto que otras pruebas las hemos realizado grabando los disparos en mediante el micrófono de una cámara de vídeo y en otras ocasiones mediante un casete. La señal se muestreó a 44,1 KHz durante el tiempo que nosotros oíamos el disparo

En el primer caso, hemos utilizado la entrada de audio de la tarjeta de sonido para pasar los disparos a medio informático de almacenamiento masivo, en concreto, al disco duro y posteriormente a CD's. En cualquier caso tenemos cada secuencia de disparos almacenada en un fichero con formato "wav", en particular, si procede del minidisc, tendremos cada pista, en la que hay 6, 8 o 10 disparos, en un fichero.

Posteriormente, como ya comentamos en el Capítulo IV, procedimos a aislar manualmente los disparos y así en cada fichero tenemos la representación de onda de un disparo como se aprecia en la Figura 6.2.

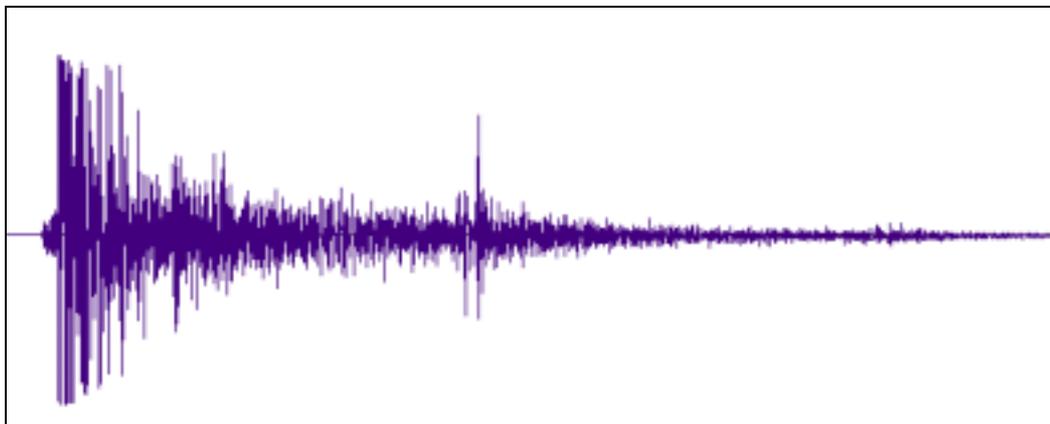


Figura 6.2. Representación de la forma de onda de un disparo.

Seguidamente utilizamos el detector de bordes y procedimos a obtener el espectro unificado de energías, a lo largo del eje frecuencial [ORA74]. Aunque hemos realizado el estudio hasta la mitad de la frecuencia de muestreo, al detectar que los sonidos tratados no tienen componentes espectrales de alta frecuencia, en la Figura 6.3 sólo representamos hasta 12 KHz.

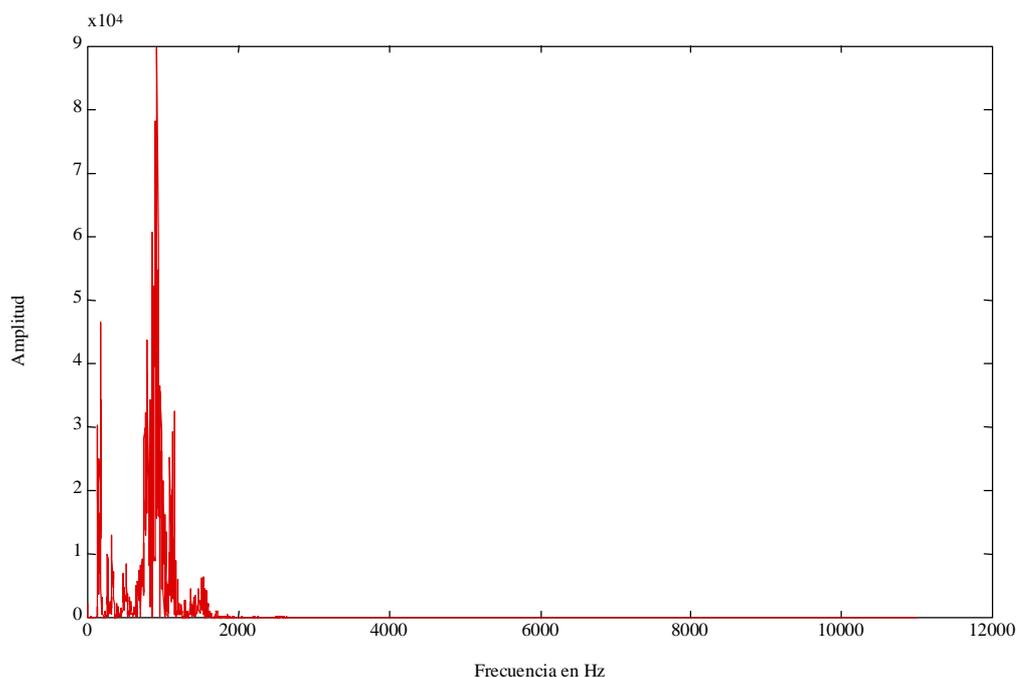


Figura 6.3. Módulo de la transformada de Fourier de la forma de onda de un disparo.

Del espectro de frecuencias obtenemos una serie de parámetros: energía total, energía por bandas, frecuencia de energía media, etc., como se puede apreciar en la Figura 6.4.

Mediante un estudio comparativo de los valores de los parámetros de las diferentes armas comprobamos que, en cada una de las armas, tienen valores próximos, lo que nos conduce a un tratamiento de reconocimiento de patrones, utilizando diferentes funciones clasificadoras.

Construimos una tabla de datos de parámetros de armas ya verificadas que nos servirá de punto de referencia para los nuevos disparos a clasificar. Finalmente, los parámetros del disparo a clasificar se comparan con la anterior tabla de datos utilizando las funciones clasificadoras y se determina qué arma ha sido la utilizada en el disparo grabado.

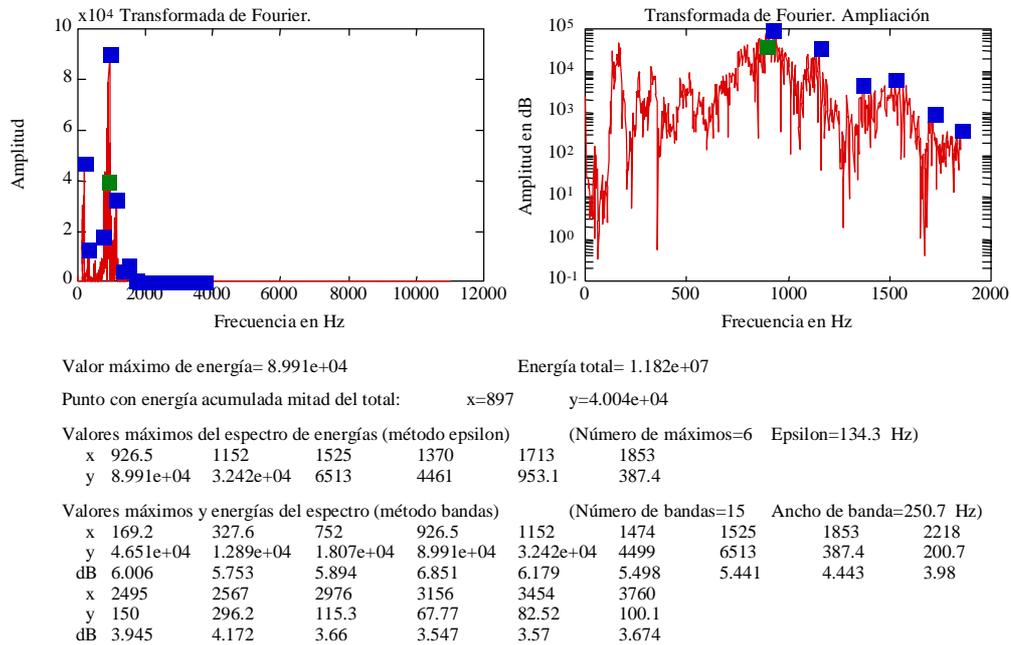


Figura 6.4. Parámetros de un disparo.

6.3.- CLASIFICADORES

6.3.1.- CLASIFICADORES MEDIANTE FUNCIONES DISCRIMINANTES

Decíamos que el objetivo final de las técnicas de Reconocimiento de Patrones consiste en asignar a cada patrón una clase. El patrón j está definido por el conjunto $X_j=(X_{1j}, X_{2j}, \dots, X_{fj}, \dots, X_{Fj})^T$ de F variables unidimensionales, de tal forma que X_{fj} recoge el valor de la característica f en el patrón j .

En todo problema de Reconocimiento de Patrones existe un número finito de clases, de tal forma que $i=1, 2, \dots, C$, será la identificación genérica de una clase y W_i el colectivo de patrones que la integran. Cuando se conoce una muestra $X_i=(X_1^{(i)}, X_2^{(i)}, \dots, X_j^{(i)}, \dots, X_n^{(i)})$ de n_i patrones de una clase se la denomina muestra controlada, de tal forma que $X_j^{(i)}$ sería el valor de la característica f en el patrón j que pertenece a la clase i [DIX69].

Para asignar al patrón X_j una clase es preciso diseñar el correspondiente clasificador que de una forma más o menos directa se materializa en la obtención, normalmente con muestras controladas, de una función discriminante por cada clase. Si la función es lineal, sería:

$$g_i(X_j) = AV_0^{(i)} + \sum_{p=1}^F AV_p^{(i)} * X_{pj} \quad (6.1)$$

y para el caso cuadrático, sería:

$$g_i(X_j) = AV_0^{(i)} + \sum_{p=1}^F AV_p^{(i)} * X_{pj} + \sum_{p=1}^F \sum_{f=p}^F AM_{pf}^{(i)} * X_{pj} * X_{fj} \quad (6.2)$$

donde $AV_0^{(i)}$ recoge el paso o umbral de la función $g_i(X)$, $AV_p^{(i)}$ es el coeficiente de influencia de la característica p en la función anterior y $AM_{pf}^{(i)}$ representa la influencia conjunta de las características p y f . Si ambas características no están correlacionadas, estos coeficientes teóricamente deberían ser cero. Normalmente, una discriminación superior a la cuadrática, aparte de necesitar un tamaño muy elevado de la muestra controlada y mayor tiempo de CPU, no ofrece mejores resultados.

La obtención de las funciones discriminantes debe efectuarse de tal forma que para el patrón $X_j^{(i)}$, perteneciendo a la clase i , el valor de la función discriminante $g_i(X_j^{(i)})$ sea superior a los valores $g_k(X_j^{(i)})$ para $k=1, 2, \dots, C$, $i \neq k$. Por tanto, la estimación de los coeficientes $AV_0^{(i)}$, $AV_p^{(i)}$ y en su caso $AM_{pf}^{(i)} \forall p, f \in F, p \leq f$ debe ser tal que:

$$g_i(X_j^{(i)}) = \max_{k \in C} \{g_k(X_j^{(i)})\} \quad \text{para } j = 1, 2, \dots, n_i; \quad i, k = 1, \dots, C \quad (6.3)$$

De acuerdo con este tipo de diseño, se asignará el nuevo patrón X_j a aquella clase i , para la cual $g_i(X_j)$ sea máximo.

La elección de la función discriminante no es única, ya que se pueden multiplicar por o sumar a todas las funciones una constante sin que por ello tengan influencia en la decisión final.

Si el clasificador se construye a base de las probabilidades a posteriori las formas más típicas de presentar las funciones discriminantes son las siguientes:

- $g_i(X) = P(w_i|X)$
 - Aplicando el teorema de Bayes en la expresión anterior y considerando $P(X)$ constante, tendríamos $g_i(X) = P(X|w_i)*P(w_i)$
 - O bien, podemos poner la función anterior en expresión logarítmica como $g_i(X) = \ln P(w_i) + \ln P(X|w_i)$
- (6.4)

En el estudio que presentamos, utilizaremos la última definición.

En este trabajo construiremos dos funciones discriminantes suponiendo la estructura probabilística conocida. Esto es, se conocen las probabilidades a priori de las clases $P(w_i)$ y condicional $P(X|w_i)$. Estas son las técnicas basadas en las leyes exponencial y normal.

A) Distribución exponencial

Se trata de diseñar un clasificador en el que la estructura probabilística es conocida, de tal forma que se conoce la probabilidad a priori $P(w_i)$ de cada clase, la función de probabilidad condicional $P(X|w_i)$, siendo ésta exponencial, y el vector de los promedios $\mu^{(i)} = [\mu_1^{(i)}, \mu_2^{(i)}, \dots, \mu_f^{(i)}, \dots, \mu_F^{(i)}]^T$ de las F características de cada una de las C clases.

La formulación para la función exponencial sería:

$$P(X_{fj}|w_i) = \frac{1}{\mu_f^{(i)}} * e^{\frac{-X_{fj}}{\mu_f^{(i)}}} \quad (6.5)$$

Se parte de la hipótesis de que las características son independientes en todas las clases. La probabilidad de que los valores de las características del patrón tomen los correspondientes al vector X, si el patrón pertenece a la clase i, será la probabilidad conjunta:

$$P(X_j|w_i) = \prod_{f=1}^F P(X_{fj}|w_i) = \prod_{f=1}^F \frac{1}{\mu_f^{(i)}} * e^{\frac{-X_{fj}}{\mu_f^{(i)}}} \quad (6.6)$$

de donde resulta la función discriminante lineal $g_i(X)$:

$$g_i(X_j) = \ln P(w_i) + \ln P(X_j|w_i) = \ln \frac{P(w_i)}{\prod_{f=1}^F \mu_f^{(i)}} - \sum_{f=1}^F \frac{1}{\mu_f^{(i)}} * X_{fj} \quad (6.7)$$

B) Distribución normal o Gaussiana

En este caso se considera que los patrones de la clase i toman valores continuos alrededor de su prototipo o promedio $\mu^{(i)}$, de tal forma que la desviación con respecto al mismo es debida fundamentalmente a causas de azar no a la existencia de otra subclase en el problema.

La función de densidad normal para el caso en que haya F características en el patrón X será:

$$P(X) = \frac{1}{(2\pi)^{F/2} * |\Sigma|^{1/2}} * \exp\left(-\frac{1}{2} * (X - \mu)^T * \Sigma^{-1} * (X - \mu)\right) \quad (6.8)$$

donde F es un vector F-dimensional que recoge las características del patrón considerado. μ es otro vector F-dimensional $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_f, \dots, \mu_F)^T$ que representa

los promedios o prototipos de las características de la clase en estudio. Σ es la matriz (F*F) de covarianzas que almacena en su diagonal las varianzas σ_{pp} de las F características y, por tanto, el grado de variabilidad de los patrones con respecto al vector prototipo μ . La matriz Σ recoge fuera de la diagonal el nivel de dependencia y, por tanto, de correlación entre las características.

La esperanza matemática de un vector o una matriz es la agrupación de las esperanzas matemáticas de sus componentes. Por tanto,

$$\mu = E[X]$$

$$\mu_f = E[X_f]$$

$$\Sigma = E[(X - \mu) * (X - \mu)^T] = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \sigma_{1f} & \dots & \sigma_{1F} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \sigma_{2f} & \dots & \sigma_{2F} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \sigma_{p1} & \sigma_{p2} & \sigma_{pf} & \dots & \sigma_{pF} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \sigma_{F1} & \sigma_{F2} & \sigma_{Ff} & \dots & \sigma_{FF} \end{pmatrix} \quad (6.9)$$

donde

$$\sigma_{pf} = E[(X_p - \mu_p) * (X_f - \mu_f)]$$

La matriz de covarianzas, por su propia definición, es simétrica y semidefinida positiva.

La función de densidad, P(X), está totalmente definida por F+F*(F+1)/2 parámetros, correspondientes al vector promedio, μ , y a los elementos independientes de la matriz de covarianzas, Σ .

En el caso general, que es el que estudiaremos, no se exige que sean iguales las matrices de covarianzas $\Sigma^{(i)} \forall i \in C$, lo que significa que la variabilidad ($\sigma_{pp}^{(i)}$) y las relaciones de dependencia $\sigma_{pf}^{(i)} \forall p, f \in F, p \leq f, i \in C$ de las características pueden ser diferentes dentro de su propia clase y en relación con las demás clases.

6.3.2.- CLASIFICADOR POR ESCRUTINIO

Partiendo de que cada muestra está definida por F características, este clasificador consiste en establecer en \mathfrak{R}^F , con los intervalos definidos por los valores máximos y mínimos de cada característica de las muestras controladas, un cubo F -dimensional para cada clase. El patrón a identificar tendrá F valores, que definen un punto de \mathfrak{R}^F . En la clasificación se tomará como resultado la clase dada por el cubo dentro del cual quede el punto definido por los parámetros obtenidos. En la práctica, se toma como cubo aquel que contenga el mayor número de coordenadas de dicho punto en los intervalos que definen el cubo.

Es decir, los máximos y mínimos de las características de una clase, de un banco de datos suficientemente grande, nos permiten determinar una región de \mathfrak{R}^F , siendo los puntos interiores a ese cubo F -dimensional los parámetros de una clase.

Esto es, si definimos,

p_j = característica j -ésima de nuestro sonido θ ; $j = 1, 2, \dots, F$.

m_j, δ = mínimo del banco de datos del arma δ en la banda j -ésima; $j = 1, 2, \dots, F$;
 δ = identificación de la clase.

M_j, δ = máximo del banco de datos del arma δ en la banda j -ésima; $j = 1, 2, \dots, F$;
 δ = identificación de la clase.

La función clasificadora considerada es la siguiente:

$$f(\theta) = \arg \max_{\delta \in V} \left(\frac{F - \sum_{j=1}^F \text{signo}[(p_j - m_{j,\delta})(p_j - M_{j,\delta})]}{2} \right) \quad (6.10)$$

donde,
$$\text{signo}(x) = \begin{cases} -1 & \text{si } x \leq 0 \\ +1 & \text{si } x > 0 \end{cases}$$

θ : es el sonido de un disparo con p_1, p_2, \dots, p_F coordenadas en \mathfrak{R}^F

δ : es una clase

V : es el conjunto de clases.

6.4.- RESULTADOS OBTENIDOS

Comenzamos utilizando las funciones estadísticas para identificar simplemente el arma usada en los disparos grabados en la galería interior de tiro de la Escuela de Policía. Por tanto, partimos de tres clases: pistola, revólver y escopeta para hacer la clasificación. Probamos como características de las muestras controladas diferentes combinaciones de las características que habíamos almacenado en la base de datos que llamamos "por el método por bandas", ya que los parámetros de cada disparo (energía total, energía por bandas, frecuencia de energía media, etc.) no son constantes, dependiendo de diversos factores y en concreto, del arma y la munición.

Comprobamos que las gráficas de energías por bandas de los disparos de distintas armas comparadas muestran claramente que éstas oscilan en distintos y pequeños intervalos, según vemos para algunos disparos en las Figuras 6.5, 6.6 y 6.7. Así pues, en principio, utilizando como característica la energía normalizada por banda, son aplicables técnicas de reconocimiento de patrones para la clasificación de estos sonidos dentro de una de las tres clases que hemos considerado: pistola, revólver y escopeta.

Para este trabajo hemos considerado un banco de 172 disparos (60 de pistola, 72 de revólver y 30 de escopeta), que han sido los correspondientes a las Tablas E1.6, E1.7 y E1.8 del Apéndice E.

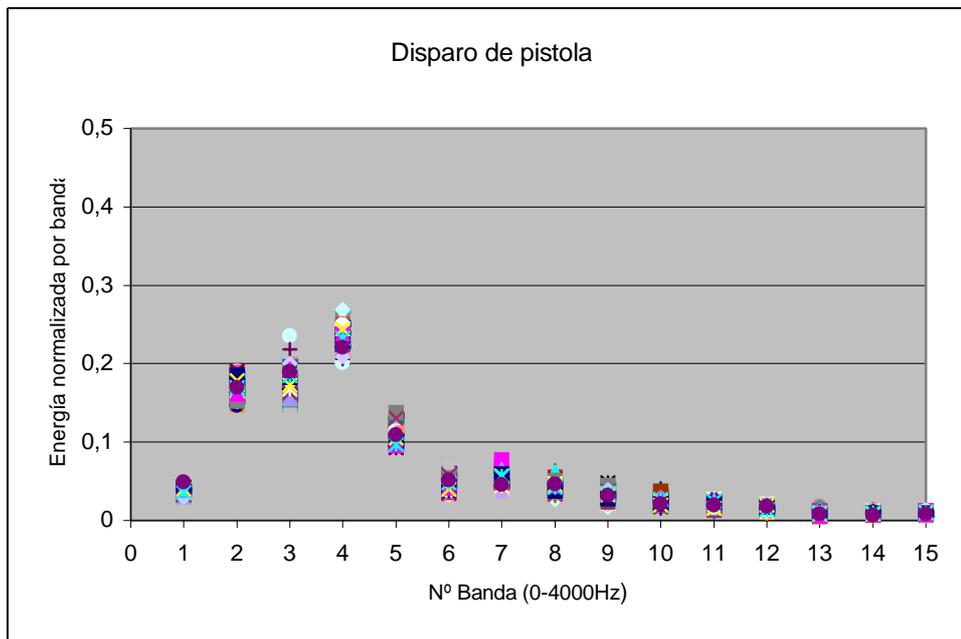


Figura 6.5. Energía normalizada por banda de disparos de la pistola en la galería interior de tiro.

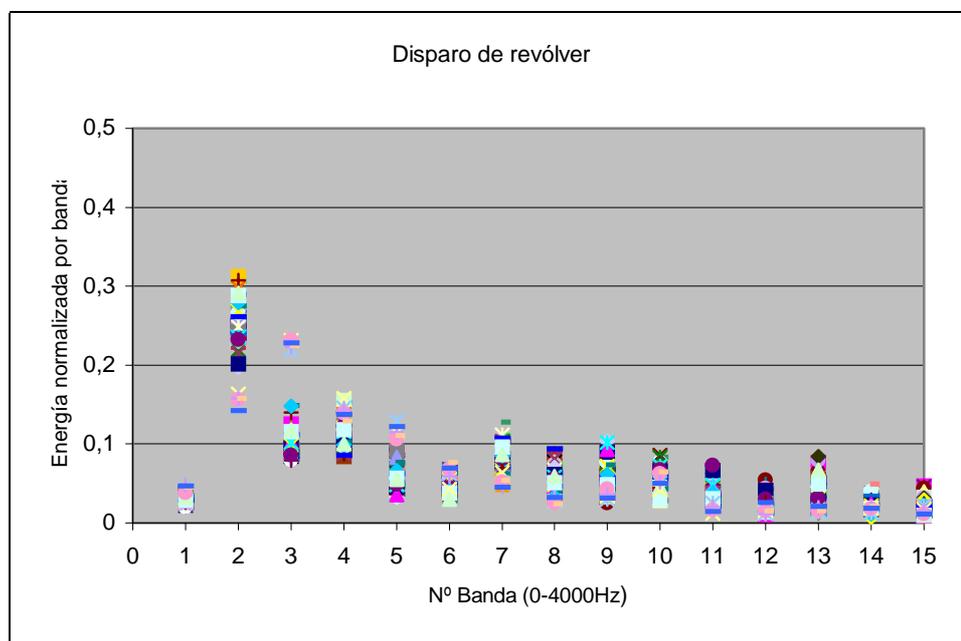


Figura 6.6. Energía normalizada por banda de disparos del revólver en la galería interior de tiro.

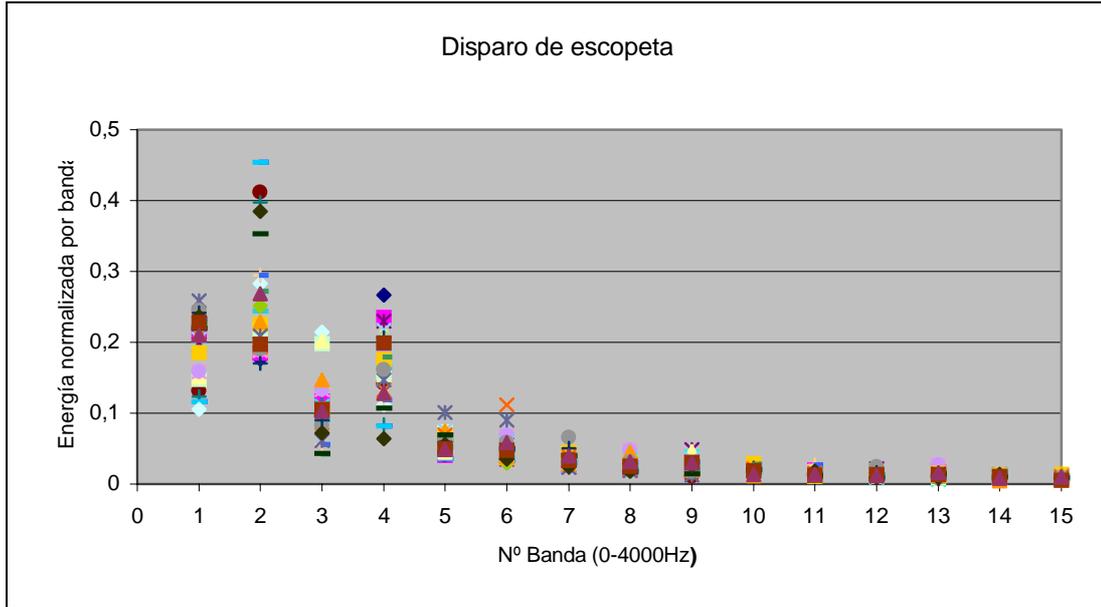


Figura 6.7. Energía normalizada por banda de disparos de la escopeta en la galería interior de tiro.

Promediando sobre el conjunto de muestras de cada arma se aprecia la diferencia de la distribución de la densidad de energía para las diferentes armas. Las Figuras 6.8, 6.9 y 6.10 muestran los resultados.

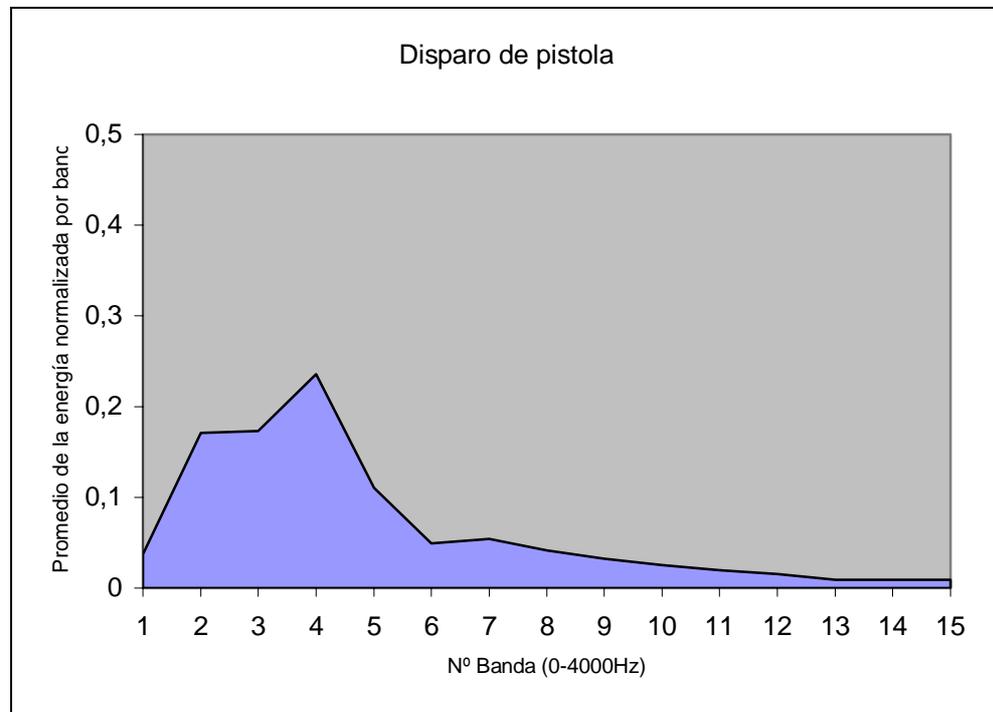


Figura 6.8. Promedio energía normalizada por banda de disparos de la pistola en la galería interior.

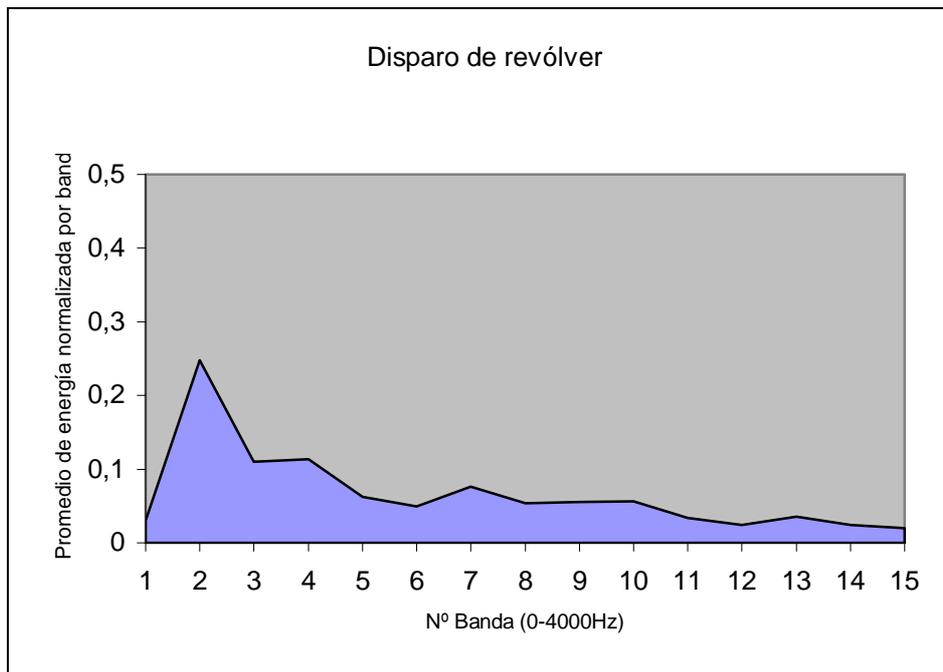


Figura 6.9. Promedio energía normalizada por banda de disparos del revólver en la galería interior.

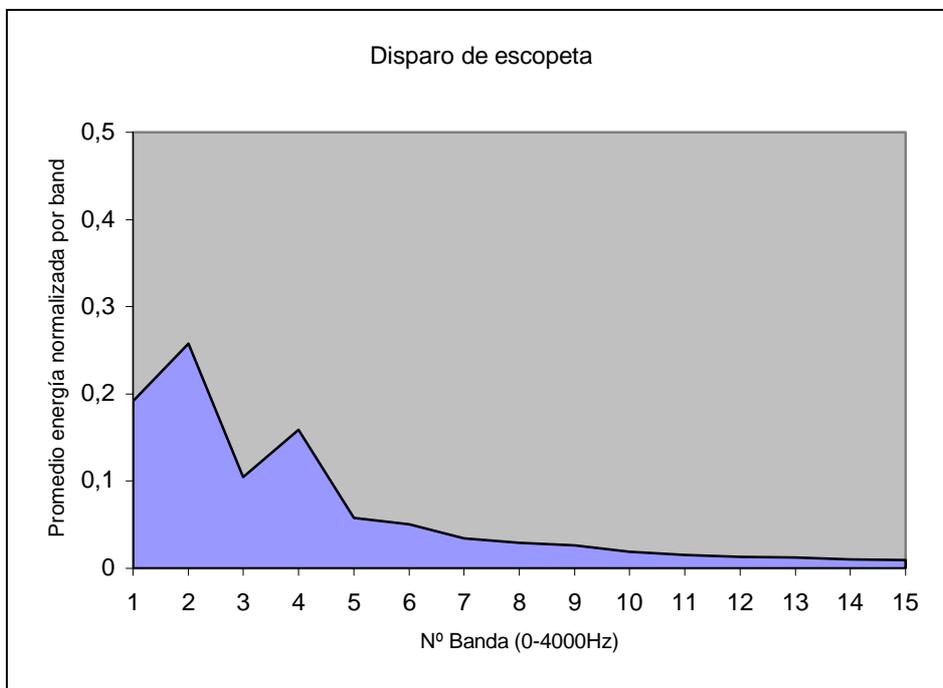


Figura 6.10. Promedio energía normalizada por banda de disparos de la escopeta en la galería interior.

En las Figuras 6.11, 6.12 y 6.13 representamos, para cada uno de los clasificadores, el porcentaje de errores cometido al identificar 60 disparos, 20 de cada arma, y marcamos el arma que se predijo.

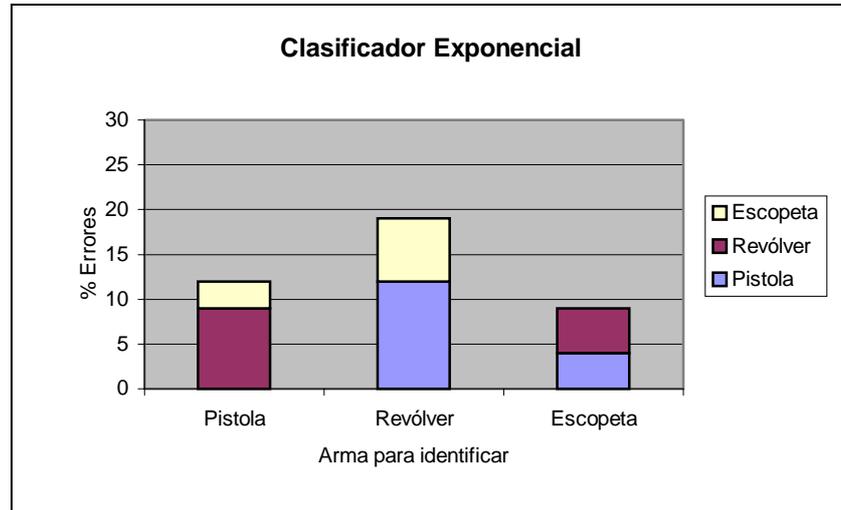


Figura 6.11. Estudio detallado de errores para el clasificador exponencial.

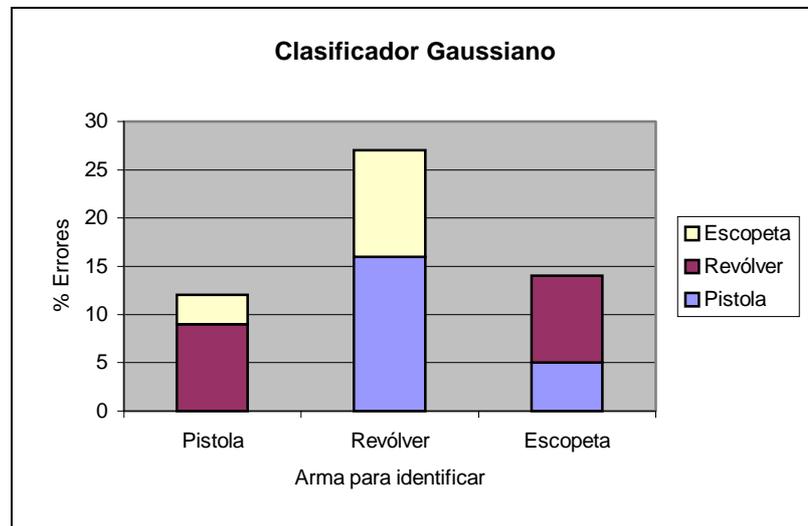


Figura 6.12. Estudio detallado de errores para el clasificador gaussiano.

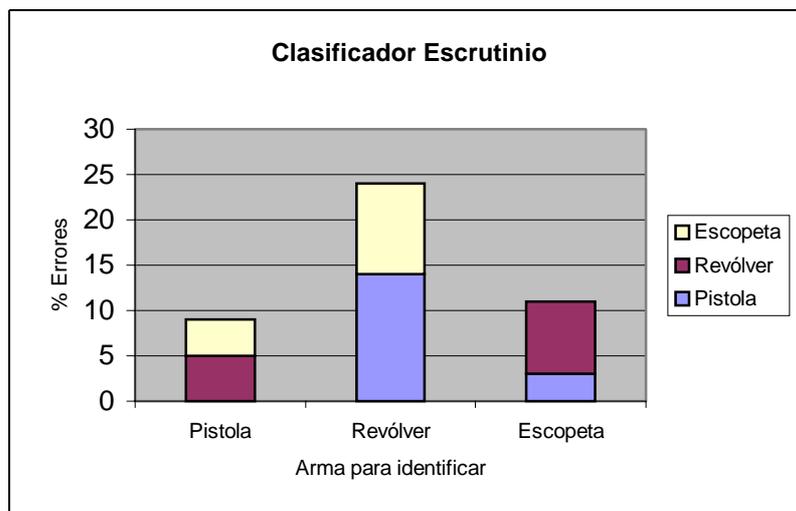


Figura 6.13. Estudio detallado de errores para el clasificador escrutinio.

En la Figura 6.14 mostramos la tasa de errores de cada clasificador, haciendo el estudio separado para cada arma.

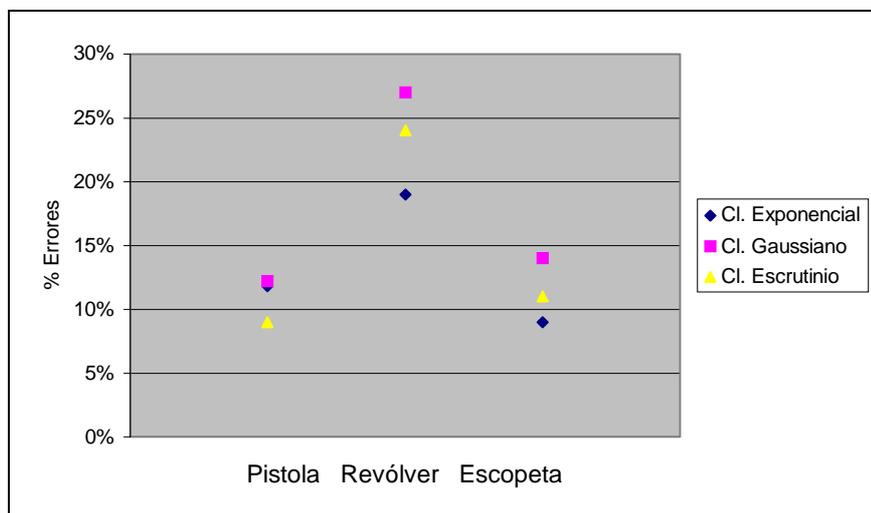


Figura 6.14. Estudio comparativo de los clasificadores según el arma para identificar.

En la Tabla 6.1 mostramos la tasa de aciertos para cada clasificador según el arma que se quería identificar.

	Tasa de aciertos			Promedio Tasa de Aciertos
	Pistola	Revólver	Escopeta	
Cl. Exponencial	88 %	81 %	91 %	86,6 %
Cl. Gaussiano	88 %	73 %	86 %	82,3 %
Cl. Escrutinio	91 %	76 %	89 %	85,3 %

Tabla 6.1. Tasa de aciertos al identificar el arma en la galería interior de tiro.

Podemos concluir diciendo que, trabajando con funciones clasificadoras, la tasa de aciertos es considerablemente baja independientemente del clasificador que se utilice, y que los errores cometidos en la pistola y escopeta son del mismo orden y algo superior en el revólver. El mayor número de errores en la pistola son debidos a equivocar este arma con el revólver y viceversa. A la vista de los resultados obtenidos para clasificar el arma, no utilizaremos esta técnica para clasificar la munición, pues se puede esperar que los resultados fueran peores y pasaremos a utilizar las redes neuronales para dicha clasificación.

TRATAMIENTO MEDIANTE REDES NEURONALES

7.1.- INTRODUCCIÓN

A comienzos de los años 80, casi repentinamente, se retomó una antigua técnica de computación propuesta en los años 40, antes incluso que la computación tipo Von Neuman. La vuelta a este tipo de técnicas se vio motivada, entre otras razones, por el hecho de que tareas tan sencillas para un humano como reconocer imágenes o la secuencia de palabras contenidas en una señal de voz, son muy difíciles de modelar e implementar en sistemas *clásicos* de computación. La razón es que en estos sistemas, las tareas a realizar tienen que quedar perfectamente descritas, a través de los lenguajes de programación, hecho que no siempre se puede asegurar.

Esta técnica, conocida con diversos nombres como Computación Neuronal, Neurocomputación, Conexionismo o Computación Masivamente Distribuida surge de la constatación de que el cerebro procesa la información de una forma muy distinta a como lo hacen los computadores tradicionales. La idea básica en Neurocomputación es que el cerebro, conectado a unos sensores y actuadores, es capaz de construir sus propias reglas de actuación a partir de lo que tradicionalmente se ha venido llamando la experiencia previa.

La neurocomputación basa su estudio en las estructuras celulares y en cómo puede almacenarse en ellas algún tipo de información. En general, podemos decir que esta disciplina estudia los sistemas que son capaces de incorporar a su comportamiento la experiencia previa y están basados en el modo de trabajo del cerebro.

Aunque tales sistemas estén inspirados en las Redes Neuronales (RN) naturales, no tratan de replicar exactamente las neuronas cerebrales, sus conexiones y los procesos químicos que en ellas ocurren, sino que intentan aprovechar propiedades tan importantes como el almacenamiento distribuido de información, el elevado paralelismo en el funcionamiento, el aprendizaje adaptativo o el procesamiento de información difusa o parcialmente corrupta. En resumen, este tipo de sistemas, que denominaremos RN artificiales (RNA), son sistemas de computación que adquieren su comportamiento a partir de la experiencia y no a partir de la programación.

Las distintas maneras de modelar las neuronas individuales (su función de transferencia), sus interconexiones y la actualización de los parámetros que habilitan el aprendizaje, dan lugar a las distintas arquitecturas de RNA.

Una posible definición de neurocomputación extraída de [ALE89] es:

"La computación neuronal es el estudio de redes celulares que poseen una propensión natural para almacenar conocimiento experimental. Tales sistemas se parecen mucho al cerebro en el sentido de que el conocimiento se adquiere más por entrenamiento que por programación y se retiene debido a los cambios en las funciones de transferencia de los nodos. El conocimiento tiene forma de estados estables o ciclos de estados en el funcionamiento de la red. Una propiedad principal de dichas redes es recuperar tales estados o ciclos como respuesta a la presentación de entradas."

Las RNA intentan usar algunos de los principios de organización que se cree están presentes en los cerebros biológicos. Un cerebro humano tiene unas 10^{11} neuronas, con unas $6 \cdot 10^{14}$ conexiones y una enorme eficiencia energética. Se puede considerar el cerebro como un sistema de procesamiento de información altamente complejo, no lineal y con un elevadísimo grado de paralelismo. Las RNA son sistemas de computación masivamente paralelos (al menos conceptualmente), que constan de un número elevado de procesadores muy simples ("neuronas") interconectados.

Las RNA pueden abordarse desde dos puntos de vista:

- Como modelos para el estudio de sistemas nerviosos biológicos (neurociencia).
- Como herramientas para la resolución de problemas prácticos y, eventualmente, su implementación (neurocomputación).

No hay ni que decir que usaremos la segunda aproximación, pero daremos una breve introducción biológica como referente.

Podemos considerar como padre de las RNA al científico Ramón y Cajal (1888), descubridor de la estructura celular del sistema nervioso. Una neurona tiene un cuerpo celular, o soma, (entre 10 y 80 μm), del que surge un denso árbol de ramificaciones (dendritas) y una fibra tubular (axón, entre 100 μm y 1 metro). Una neurona es un procesador de información muy simple:

- Canal de entrada: dendritas.
- Procesador: soma.
- Canal de salida: axón.

Una neurona de la corteza cerebral recibe unas 10.000 entradas, y envía a su vez salida a varios cientos de neuronas. En la corteza cerebral se aprecia una organización en seis capas, y en grupos especializados. La unión entre neuronas se llama *sinapsis*. En ella no existe contacto físico, sino que hay unos 0.2 μm entre neuronas. Las sinapsis son conexiones direccionales (simplex), en las que la transmisión de información puede hacerse de forma eléctrica (en el interior de la neurona) o química (entre neuronas).

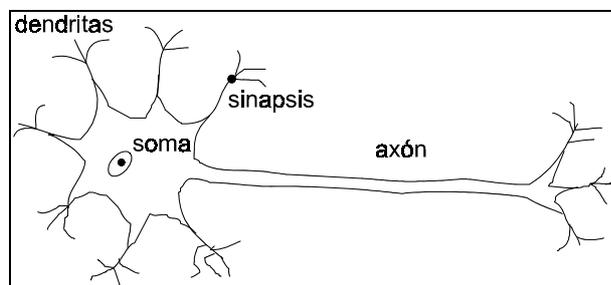


Figura 7.1. Estructura de una neurona biológica típica.

Por tanto, una neurona animal tiene cuatro componentes:

- 1.- *Dendritas* o canales de entrada que, mediante la sinapsis, reciben señales de excitación o inhibición de otras neuronas.
- 2.- *Soma*, o cuerpo de la célula, de estructura análoga al resto de las células, excepto que, normalmente, no se reproducen.
- 3.- *Axón*, o canal de salida, que lleva los impulsos nerviosos del soma a otras neuronas. Está rodeado por un fluido (mielina), que contiene ClK y ClNa ionizado. Los iones Na⁺ pueden fluir hacia afuera, y los K⁺ hacia adentro. Como consecuencia, la neurona en reposo tiene un potencial de unos -60 mV.
- 4.- *Sinapsis*, o áreas de contacto electroquímico entre neuronas, realizado a través de unas sustancias específicas, neurotransmisores, de dos tipos:
 - De excitación: permiten que los iones Na entren en la célula, haciendo el potencial algo menos negativo (-50 mV).
 - De inhibición: permiten que los iones K salgan de la célula, aumentando el potencial negativo (-75 mV).

La neurona “calcula” la suma de todos los potenciales positivos y negativos inducidos por los transmisores y genera su salida en el extremo inicial del axón, y se va propagando a través del mismo. La velocidad de transmisión de esta señal depende de una serie de factores: presencia de mielina, grosor del axón, etc.

Las neuronas piramidales, las más comunes, tienen dos tipos de dendritas:

- *Basales*, en la base del soma.
- *Apicales*, alejadas del soma y conectadas a éste mediante formaciones axiales de la membrana.

Los botones terminales contienen vesículas con los neurotransmisores. En algunos casos, existen en la dendrita receptora unas proteínas, neuroreceptores, que ayudan a la transmisión. El potencial en reposo de la neurona, se alcanza cuando el flujo iónico a través de la membrana está en equilibrio. El balance iónico se puede alterar, bien aplicando una tensión a través de la membrana o cambiando la concentración iónica.

Si la suma de impulsos que recibe la neurona es suficiente para hacer que su potencial llegue a -45 mV, valor de umbral, la permeabilidad al ión Na^+ cambia bruscamente, haciendo que los iones Na^+ penetren y hagan subir el potencial hasta $+50$ mV en unos $0,5$ ms. Al llegar a $+50$ mV, la permeabilidad al Na^+ vuelve a cambiar en sentido contrario y la membrana vuelve a su estado normal al cabo de $1,5$ ms. Este *potencial de acción* se propaga a través de la membrana del axón a una velocidad entre $0,5$ y 100 m/s, dependiendo del diámetro del axón y de la presencia o ausencia de mielina. Una vez que se ha generado un potencial de acción, la neurona queda en reposo un tiempo *refractario* durante el cual no se la puede excitar. El pulso así generado es digital y siempre de la misma magnitud. Ante estimulaciones más intensas, aumenta la frecuencia de disparo de la neurona, hasta el máximo impuesto por el período refractario. Las frecuencias habituales oscilan entre 1 y 100 pulsos/s. La Figura 7.2 muestra el potencial de acción de una neurona biológica.

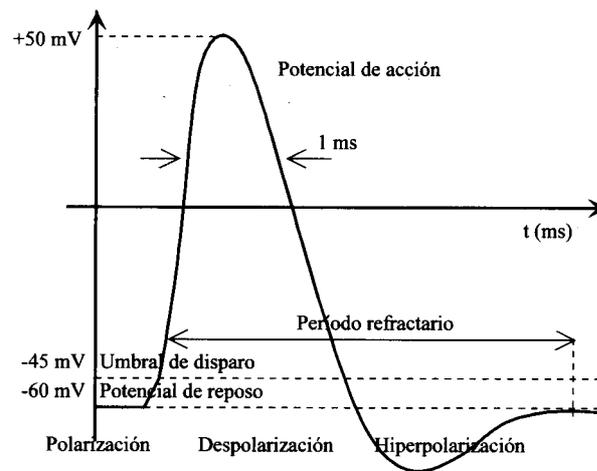


Figura 7.2. Potencial de acción de una neurona biológica.

La función de respuesta de la neurona (frecuencia de disparo-intensidad del estímulo) tiene la forma que se presenta en la Figura 7.3.

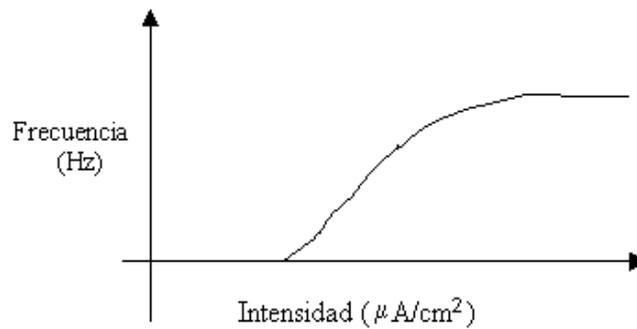


Figura 7.3. Función de respuesta de la neurona biológica ante estímulos del exterior.

El impulso eléctrico se transmite por el axón mediante el mecanismo de liberación de proteínas neurotransmisoras, se propaga a otras neuronas.

La intensidad de la sinapsis no viene representada por una cantidad fija, sino que puede ser modulada en una escala temporal mucho más amplia que la del disparo de las neuronas (horas, días, meses). Esta plasticidad sináptica se supone que constituye, al menos en buena medida, el aprendizaje [SHE90].

Durante el desarrollo de un ser vivo el cerebro se modela, de forma que existen muchas cualidades del individuo que no son innatas, sino que se adquieren por la influencia de la información que, del medio externo, le proporcionan sus sensores. Existen diferentes formas de modelar el sistema nervioso: establecimiento de nuevas conexiones, ruptura de otras, modelado de las intensidades sinápticas o incluso mediante muerte neuronal. Este sistema de acciones, en especial la modificación de las intensidades sinápticas, será el que utilicen los sistemas neuronales artificiales para llevar a cabo el aprendizaje.

Como siempre, la realidad es mucho más compleja, pero este sencillo modelo sirve para sentar las bases de las Redes Neuronales Artificiales.

Los tres conceptos clave que una RNA intenta emular son:

- *Procesamiento paralelo*: las diferentes neuronas están operando de forma paralela, permitiendo tratar grandes volúmenes de información en poco tiempo.

- *Memoria distribuida*: la información almacenada se encuentra en las sinapsis.
- *Adaptabilidad al entorno*: las sinapsis van variando con el tiempo, modificando su valor a partir de ejemplos.

Como hemos indicado, el elemento básico de una RNA es la *neurona artificial* o *elemento de proceso*. Varias de estas neuronas, organizadas en capas, formarán la RNA. Al añadir las interfaces de entrada y salida y algunos módulos adicionales necesarios, tendremos un sistema de proceso neuronal, o sistema *conexionista*.

Una Red Neuronal Artificial es por tanto un sistema conexionista, en el cual la información se representa y procesa en términos de patrones de entrada y del peso de las conexiones entre unidades capaces de realizar algún tipo de procesamiento simple sobre datos de entrada. De otra manera, se puede decir también que es una estructura de procesamiento de datos en paralelo basada en que grupos de elementos de proceso conectados entre sí realizan un cálculo sencillo sobre los datos provenientes de las conexiones.

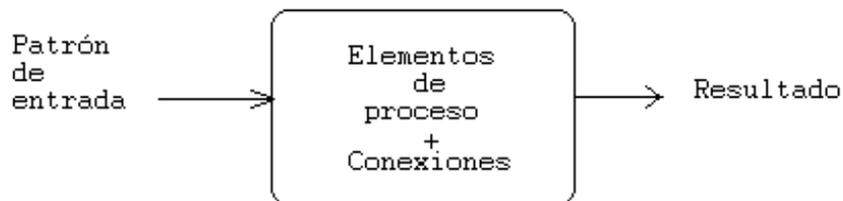


Figura 7.4. Aspecto externo de una RNA.

El estudio de este tipo de sistemas proviene de los intentos de aplicar modelos simples basados en la fisiología de las neuronas a problemas de síntesis de funciones lógicas a partir de datos experimentales. A este respecto, la noción de cálculo distribuido en un conjunto de nodos simples asociados por conexiones ponderadas, se ha establecido como paradigma de un amplio abanico de métodos de clasificación de patrones, optimización y síntesis de funciones. Las variantes disponibles son muy numerosas, dependiendo de la función realizada por el elemento de proceso, el conjunto de conexiones permitido, y los métodos de obtención de los pesos de dichas conexiones.

Citando a Simpson [SIM92] entre las áreas en que más se utiliza este método de cálculo se encuentran:

- *Clasificación.* Se proporciona una muestra a la red, que propone, en la salida, la clase que mejor representa al patrón de entrada.
- *Emparejamiento de patrones.* La red recibe como entrada un dato, y se produce un nuevo dato a la salida, relacionado con el anterior por alguna ley.
- *Reconstrucción de patrones.* La entrada de la red consiste en un patrón incompleto, y la red produce uno en la salida que consiste en la versión reconstruida del patrón original.
- *Optimización.* La red recibe un patrón que representa los valores iniciales de un problema de optimización, el sistema deberá dar un valor a un conjunto de variables que representan una solución al problema.
- *Control.* Se presenta como patrón de entrada a la red, el estado actual de un controlador y la respuesta deseada de éste y la salida es la secuencia correcta de control que debe generar la salida deseada.

Hay una gran variedad de métodos clásicos diseñados para resolver cada uno de los problemas planteados. Las redes neuronales artificiales, sin introducir cambios drásticos en los métodos anteriores, permiten dar un enfoque diferente del problema. Mientras que el diseño de los algoritmos tradicionales se realiza con métodos de una etapa, los bloques de RNA se construyen mediante algoritmos de aproximación progresiva, con lo cual la tarea de construcción de una RNA consiste en buscar un modelo apropiado, y utilizar sobre un caso concreto un algoritmo de entrenamiento. Durante esta etapa de entrenamiento se modifican progresivamente los pesos de las conexiones de la red para ir adaptando el comportamiento de ésta al objetivo. Esta fase de cálculo finaliza cuando se considera necesario, o incluso puede prolongarse durante la vida operativa de la red neuronal. Un ejemplo de este último caso son las arquitecturas de tipo ART (Teoría de Resonancia Adaptativa).

En la práctica se demuestra que las redes neuronales artificiales presentan cierta ventaja frente a los métodos tradicionales en las siguientes situaciones:

- 1.- Problemas que supongan una toma de decisiones extraída de una cantidad masiva de datos (por ejemplo en procesamiento de voz y de imágenes).
- 2.- Situaciones donde se deben construir transformaciones no lineales de costoso cálculo (por ejemplo en control de robots).
- 3.- Entornos donde se requiere una solución subóptima a un problema de optimización de carácter combinatorio en un tiempo muy corto.

Los primeros cálculos sobre redes neuronales artificiales se deben a Rosenblatt, hacia 1958. La primera estructura se denominó “Perceptrón”, que consiste en un conjunto ordenado de elementos de proceso, neuronas, que recibe como entrada un vector de características. A partir de éste se obtiene el modelo de “Perceptrón MultiCapa” (MLP) que se construye con capas de perceptrones simples en cascada. Otras redes estáticas habituales son las de Función de Base Radial (RBF), aunque el estudio teórico se vuelca, últimamente, hacia las funciones con retroalimentación de salida a entrada o a estado, lo cual permite construir configuraciones dinámicas suficientes para dar cuenta de la evolución temporal de patrones, e incluso presentar cierta capacidad de autoentrenamiento.

7.2.- MODELO DE NEURONA ARTIFICIAL

El punto de partida para construir una red neuronal es caracterizar cada uno de sus nodos o neuronas. El modelo de una neurona formal propuesto por McCulloch y Pitts en 1943 [MCC43], basado en modelos biológicos, sigue estando vigente con pequeñas modificaciones en cada arquitectura particular.

El modelo de Rumelhart y McClelland [RUM86b] [MCC86] define un elemento de proceso, o neurona artificial, como un dispositivo simple de cálculo que, a partir de un conjunto de entradas, $x_i, i=1, \dots, n$ (o vector x), genera una única salida y . Los elementos que constituyen la neurona de etiqueta i son los siguientes:

- Conjunto de entradas o *vector de entrada* x , de n componentes.
- *Pesos sinápticos* w_{ij} , representan la intensidad de la interacción entre la neurona presináptica j y la postsináptica i .
- *Regla de propagación*, $\sigma(w_{ij}, x_j(t))$, proporciona el potencial postsináptico, $h_i(t)$.
- *Función de activación*, $a_i(t) = f_i(a_i(t-1), h_i(t))$, proporciona el estado de activación de la neurona en función del estado anterior $a_i(t-1)$, y del valor postsináptico $h_i(t)$.
- *Función de salida*, $F_i(t)$ proporciona la salida $y_i(t) = F_i(a_i(t))$.

En resumen:

$$y_i(t) = F_i(a_i(t)) = F_i(f_i(a_i(t-1), h_i(t))) = F_i(f_i(a_i(t-1), \sigma(w_{ij}, x_j(t)))) \quad (7.1)$$

Las variables de entrada y salida pueden ser digitales o analógicas, dependiendo del modelo y aplicación. Por ejemplo, un perceptrón multicapa admite ambos tipos de señales. Así, para tareas de clasificación poseería salidas digitales $\{0, +1\}$, mientras que para un problema de ajuste funcional de una aplicación multivariante, se utilizarán salidas continuas pertenecientes a un cierto intervalo.

Dependiendo del tipo de salida, las neuronas suelen recibir nombres específicos [MUL90]. Así, las neuronas cuya salida sólo puede tomar los valores 0 y 1, se suelen denominar genéricamente neuronas de tipo McCulloch-Pitts, mientras que aquellas que únicamente pueden tener por salidas -1 ó $+1$ se suelen denominar neuronas tipo Ising. Si puede adoptar diversos valores discretos de salida (por ejemplo, $-2, -1, 0, +1, +2$) se dice que es una neurona de tipo Potts.

La regla de propagación permite obtener, a partir de las entradas y los pesos, el valor del potencial postsináptico h_i de la neurona:

$$h_i(t) = \sigma(w_{ij}, x_j(t)) \quad (7.2)$$

La función más habitual es de tipo lineal, suma ponderada $h_i(t) = \sum w_{ij} x_j(t)$ (producto escalar del vector de entrada x por el vector de pesos w_i).

Otra función de propagación habitual es la distancia euclídea entre los vectores x y w : $h_i(t) = \sum_j (x_j - w_{ij})^2$. Existen otros tipos de reglas: distancias de Voronoi, de Mahalanobis, co-ormas triangulares, etc.

La función de activación o de transferencia calcula el estado de activación actual, $a_i(t)$ a partir del estado anterior $a_i(t-1)$, y del potencial postsináptico $h_i(t)$.

$$a_i(t) = f_i(a_i(t-1), h_i(t)) \quad (7.3)$$

Normalmente, se considera que el estado de la neurona no depende del estado anterior y, por tanto,

$$a_i(t) = f_i(h_i(t)) \quad (7.4)$$

La función de activación se suele considerar determinista y, casi siempre, es continua y monótona creciente. Las más habituales son (Figura 7.5):

- Signo (-1, +1)
- Semi-lineal
- Sigmoide ($1/(1+\exp(-kx))$)
- Trigonómicas: $\sin()$, $\cos()$, $\text{atan}()$, ...

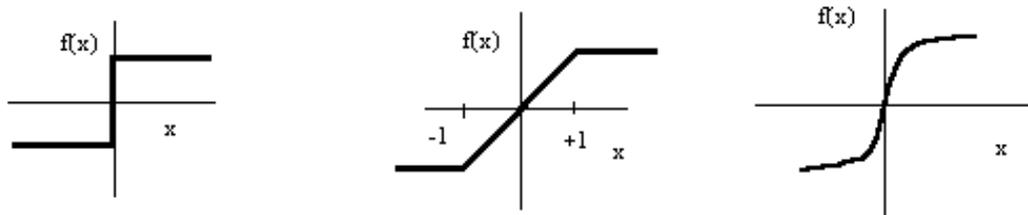


Figura 7.5. Funciones de activación habituales.

La función de salida calcula la salida global de la neurona $y_i(t)$ en función del estado de activación $a_i(t)$. Casi siempre es la identidad:

$$y_i(t) = F_i(a_i(t)) = a_i(t) \quad (7.5)$$

En otros casos es una función de umbral (la neurona no se dispara hasta que su estado no supere un cierto valor), o una función estocástica (máquina de Boltzmann) [HIN86].

Resumiendo lo anterior presentamos en la Figura 7.6 el modelo de neurona artificial:

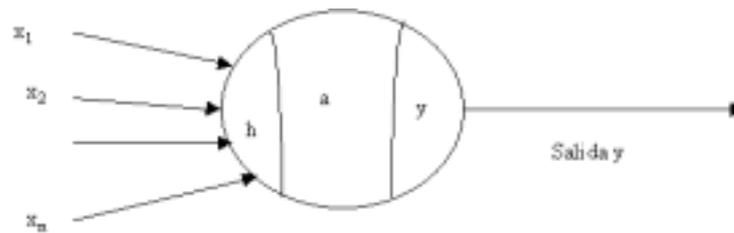


Figura 7.6. Modelo de neurona artificial.

El modelo de neurona expuesto anteriormente resulta muy general. En la práctica suele utilizarse uno más simple, que denominaremos neurona estándar, donde se considera que la regla de propagación es la suma ponderada y que la función de salida es la identidad. De esta forma, la neurona estándar consiste en:

- . Un conjunto de entradas $x_j(t)$ y pesos sinápticos w_{ij} .
- . Una regla de propagación $h_i(t) = \sigma(w_{ij}, x_j(t))$; $h_i(t) = \sum w_{ij} x_j(t)$ es la más común.
- . Una función de activación salida $y_i(t) = f_i(h_i(t))$, que representa simultáneamente la salida de la neurona y su estado de activación.

Con frecuencia se añade al conjunto de pesos de la neurona un parámetro adicional θ_i , que se denomina umbral o bias, que se resta del potencial postsináptico.

En conclusión, el modelo de neurona que denominaremos estándar queda:

$$y_i(t) = f_i(\sum w_{ij} x_j - \theta_i) \quad (7.6)$$

La Figura 7.7 muestra el modelo estándar de neurona artificial.

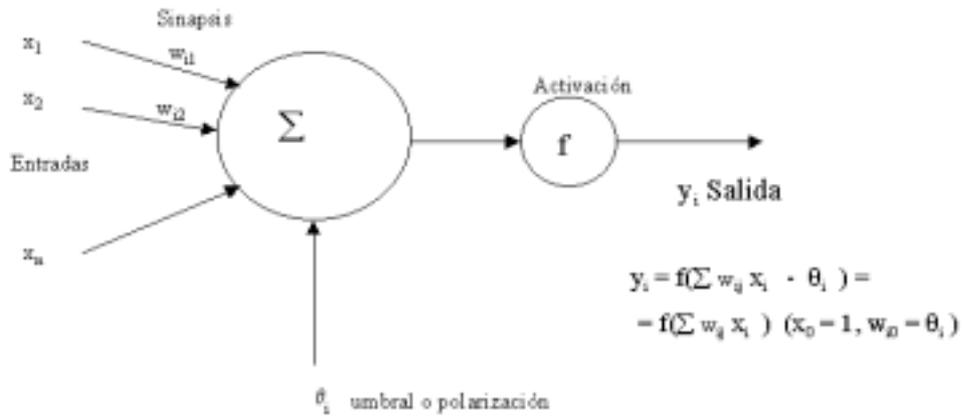


Figura 7.7. Modelo estándar de neurona artificial.

Si en el modelo de neurona estándar consideramos que las entradas son digitales y la función de activación es la función escalón o Heaviside, definida entre 0 y 1, se tiene:

$$y_i(t) = H(\sum w_{ij} x_j - \theta_i) \quad (7.7)$$

Como $H(x)=1$ cuando $x \geq 0$, y $H(x)=0$ cuando $x < 0$, entonces

$$\begin{aligned}
 y_i &= 1 \quad \text{si } \sum w_{ij} x_j \geq \theta_i \\
 y_i &= 0 \quad \text{si } \sum w_{ij} x_j < \theta_i
 \end{aligned} \quad (7.8)$$

Es decir, sólo la neurona se activa si el potencial de membrana supera un valor umbral (umbral de disparo). Esta neurona es la llamada todo-nada y es el modelo de neurona del perceptrón.

Si en el esquema de neurona estándar consideramos que las entradas puedan ser tanto discretas como continuas, y las salidas exclusivamente continuas con la función de activación de tipo sigmoide, obtenemos la llamada Neurona Sigmoidea.

$$\begin{aligned}
 y &= f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad , y \in [0, 1] \\
 y &= f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} = \text{tgh}(x) \quad , y \in [-1, 1]
 \end{aligned} \quad (7.9)$$

Este modelo de neurona es el utilizado en el perceptrón multicapa.

7.3.- ARQUITECTURAS DE REDES NEURONALES

Se llama arquitectura de una RNA a la topología, estructura o patrón de conexiones de la red [HAY94]. Recordemos que las conexiones sinápticas son direccionales, es decir, la información solamente se transmite en un sentido.

En general, las neuronas suelen agruparse en unidades estructurales llamadas capas. La Figura 7.8 muestra un esquema de redes neuronales. Dentro de una capa, las neuronas suelen ser del mismo tipo. Podemos distinguir tres tipos de capas:

- *De entrada:* reciben datos o señales procedentes del entorno.
- *De salida:* sus neuronas proporcionan la respuesta de la red.
- *Ocultas:* no reciben ni suministran información al entorno.

Puede haber también conexiones intracapa, o laterales y conexiones de realimentación, que siguen un sentido contrario al de entrada-salida [SAN94].

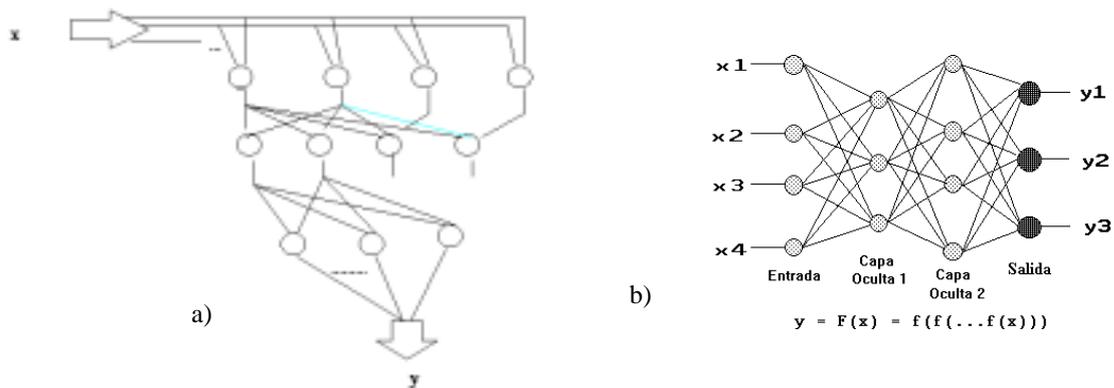


Figura 7.8. a) y b) Redes Neuronales.

Atendiendo a diferentes conceptos, pueden establecerse diferentes tipos de arquitecturas neuronales. Así, en relación a su arquitectura en capas, podemos hablar de redes monocapa y de redes multicapa. Asimismo, atendiendo al flujo de datos en la red neuronal, podemos hablar de redes unidireccionales, todo-adelante o estáticas (feedforward) y redes recurrentes o dinámicas (feedback). En las redes unidireccionales, la información circula en un único sentido, desde las neuronas de entrada hacia las de

salida. En las redes recurrentes, la información puede circular entre las capas en cualquier sentido, incluso el de salida-entrada.

Por último, también se habla de redes autoasociativas y heteroasociativas. Con frecuencia se interpreta la operación de una red neuronal como la de una memoria asociativa que ante un determinado patrón de entrada responde con un cierto patrón de salida. Si una red se entrena para que ante la presentación de un patrón A responda con otro diferente B, se dice que la red es heteroasociativa. Si una red es entrenada para que asocie un patrón A, posiblemente perturbado por ruido, consigo mismo, se dice que es autoasociativa [HOP82].

Atendiendo a la dinámica de actualización del estado de las neuronas, las podemos clasificar en:

- *Síncronas*: los estados se actualizan en función de un cierto reloj común a todas las neuronas. Las neuronas se van actualizando por capas, empezando por la de entrada y prosiguiendo hacia la de salida.
- *Asíncronas*: no hay reloj. Cada neurona actualiza su estado independientemente de las demás.
- *Estocásticas*: tanto en el instante de actualización como en el valor del estado existe alguna componente aleatoria.

El número de nodos que conforman una red y las interconexiones entre dichos nodos definen una arquitectura de red, siendo la topología de red totalmente conectada (la salida de cada nodo es tomada como entrada por todos los nodos de la red) la más completa. Sin embargo el estudio de este tipo de redes es excesivamente complejo y no existen algoritmos de cálculo de los pesos de conexión en tales redes, para un problema genérico dado. Por ello el estudio se ha centrado en arquitecturas particulares, para las que existen algoritmos de cálculo de los pesos de conexión (algoritmos de aprendizaje), que dividiremos en dos clases genéricas: recurrentes y no recurrentes.

7.3.1.- ARQUITECTURAS NO RECURRENTE

Como hemos indicado anteriormente, consideraremos como arquitecturas no recurrentes a aquellas en las que el flujo de la señal a través de la red no pasa dos veces por un mismo nodo, es decir, siguiendo la terminología utilizada en control, no existe realimentación en el sistema. También son denominadas estáticas porque la salida depende únicamente de la entrada en un instante de tiempo y no de las entradas en instantes anteriores. Aunque es clara e importante la limitación que esto supone, son válidas en la solución de muchos problemas.

Una de las arquitecturas más extendidas en su uso, es conocida como perceptrón multicapa [RUM86b] y el algoritmo de retropropagación del error para ajustar los valores de los pesos. Esta red es una generalización de la presentada por Rosenblatt en [ROS62] que únicamente tenía dos capas y no era capaz de resolver problemas del tipo OR-exclusivo como dejaron claramente expuesto Minsky y Papert en su artículo [MIN69]. Esto constituyó la principal razón para que esta técnica cayera en desuso durante tantos años pues aunque en dicho artículo se ponía de manifiesto que redes con más de dos capas podían resolver dichos problemas, no se disponía de algoritmos de aprendizaje para ellas.

En la red perceptrón multicapa las neuronas individuales se distribuyen en capas de manera que una neurona en una capa recibe como entradas las salidas de todas las neuronas de la capa anterior. La primera capa, denominada de entrada, actúa de buffer recogiendo las entradas del exterior (entrada al sistema), y las salidas de la última capa constituyen la salida del sistema. El resto de las capas, por no recibir entradas del exterior ni proporcionar salidas reciben el nombre de ocultas. En la Figura 7.8 b) aparece una arquitectura perceptrón multicapa con dos capas ocultas.

Otra arquitectura no recurrente³ es la propuesta por Kohonen [KOH89] en la que las entradas externas están conectadas a todas las neuronas de la red. En este caso hay una interacción entre neuronas vecinas, (interacción espacial) según algún criterio de

³ Algunos autores consideran esta arquitectura como recurrente porque existe una interacción entre neuronas.

vecindad, (topología de la red) pero no existe realimentación de la señal dentro de la red.

7.3.2.- ARQUITECTURAS RECURRENTE O DINÁMICAS

Son aquellas en las que existe realimentación de la señal en la red y por tanto podemos hablar del concepto de estado e introducir la variable tiempo para así ampliar el campo de tareas abordables a reconocimiento y generación de secuencias. El problema de utilizar este tipo de redes reside en encontrar algoritmos para ajustar los pesos [POR90]. Algunos autores han propuesto arquitecturas parcialmente recurrentes [ELM90] [JOR90] [MOZ89] con algoritmos para ajustar sus pesos. Todas ellas son variaciones de la arquitectura perceptrón multicapa en las que la salida de una capa se copia en una parte de una capa anterior, bien sea a través de pesos fijos o de pesos modificables.

Para las redes de recurrencia completa, en las que cada neurona recibe como entradas las salidas de todas las demás neuronas (incluida ella misma), un subconjunto de neuronas recibe entradas externas y otro subconjunto se toma como salida del sistema y también hay propuestos algunos algoritmos de cálculo de los pesos de conexión como el de retropropagación del error en el tiempo [RUM86a] [PEA89] o el aprendizaje recurrente en tiempo real [ROB87] [WIL89]. Los primeros tienen el inconveniente de la limitación en longitud de las secuencias que son capaces de procesar, mientras que los segundos son capaces de procesar secuencias de longitud indefinida.

En cualquier caso, los algoritmos de aprendizaje en redes recurrentes son mucho más costosos en tiempo de computación y espacio de almacenamiento y más lentos en convergencia, pues todos ellos son iterativos modificando en cada iteración los pesos hasta alcanzar una determinada condición de final de entrenamiento. Debido a este alto coste, algunos de los problemas de naturaleza intrínsecamente dinámica tratan de plantearse de manera estática para resolverlos con técnicas de RN no recurrentes, cuyos algoritmos de aprendizaje, a pesar de ser iterativos, convergen en menos iteraciones.

Uno de tales ejemplos es el reconocimiento de habla, que en su planteamiento de reconocimiento de fragmentos aislados (fonemas o palabras) autores como Waibel et al. han presentado formulaciones estáticas [WAI87] [LAN90]. En estas formulaciones, la red propuesta toma como entrada la señal de habla en un instante t (en realidad una representación paramétrica) y en instantes anteriores. Para ello, en un "buffer" se almacena la señal y los resultados de aplicar retardos de distinto orden a la misma. El contenido de este buffer se utiliza como entrada a la red estática. En la literatura sobre el tema se conocen como "Redes Neuronales con Retardo Temporal" o TDNN que pueden ser consideradas como una aproximación a redes dinámicas sin llegar a serlo.

7.4.- APRENDIZAJE O ENTRENAMIENTO

Una característica fundamental de los sistemas de redes neuronales es que se trata de sistemas entrenables, capaces de realizar un determinado tipo de procesamiento o cómputo aprendiéndolo a partir de un conjunto de patrones de aprendizaje o ejemplos.

Puede definirse el aprendizaje como el proceso de actualizar los pesos (y eventualmente la arquitectura) de forma que la red pueda llevar a cabo de forma efectiva una tarea determinada. Normalmente, la modificación se restringe al valor de los pesos, dado que la relación topología-prestaciones no está muy clara.

Los pesos se modifican siguiendo una regla de aprendizaje, construida normalmente a partir de la optimización de una función de error o coste, que mide la eficacia actual de la red. Si denominamos $w_{ij}(t)$ al peso que conecta la neurona presináptica j con la postsináptica i en la iteración t , el algoritmo de aprendizaje, en función de las señales que en el instante t llegan procedentes del entorno, proporcionará el valor $\Delta w_{ij}(t)$ que da la modificación que se debe incorporar en dicho peso, el cual quedará actualizado de la forma,

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t) \quad (7.10)$$

El proceso de aprendizaje es usualmente iterativo, actualizándose los pesos de la manera anterior, una y otra vez, hasta que la red neuronal alcanza el rendimiento deseado.

Podemos distinguir dos clases de algoritmos, uno denominado "supervisado" en el que se disponen de pares entrada-salida que se quieren emparejar y otro denominado "no supervisado" cuando sólo se dispone de entradas sin etiquetar y se busca inferir alguna relación que agrupe las entradas en distintas categorías.

Además de las dos formas básicas anteriores, puede distinguirse dos formas de aprendizaje adicionales: el aprendizaje híbrido y el reforzado.

En el aprendizaje supervisado se presenta a la red un conjunto de patrones, junto con la salida deseada u objetivo, e iterativamente ésta ajusta sus pesos hasta que su salida tiende a ser la deseada, utilizando para ello información detallada del error que comete en cada paso. De este modo, la red es capaz de estimar relaciones entrada-salida sin necesidad de proponer una cierta forma funcional de partida.

En términos más formales, sea $E(W)$ un funcional del error esperado de la red en función de los pesos sinápticos, W . Si la red tiene n neuronas de entrada y m de salida, se pretende estimar una cierta función:

$$f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$$

a partir de parejas de ejemplos (x,y) , de forma que se minimice $E(W)$ en función de los errores entre las salidas de la red y las salidas deseadas.

El aprendizaje no supervisado o autoorganizado se puede definir genéricamente como la estimación de la densidad de probabilidad $p(x)$ que describe la distribución de patrones x en el espacio de entrada. Se presentan a la red un conjunto de patrones sin adjuntar la respuesta deseada. La red deberá extraer rasgos o agrupar patrones (clustering) que sean similares.

El aprendizaje híbrido combina los dos tipos básicos de aprendizaje, el supervisado y el no supervisado, normalmente en distintas capas de neuronas. El modelo de contra-propagación y las de base radial son ejemplos de redes que hacen uso de este tipo de aprendizaje.

En el aprendizaje reforzado o de premio-castigo, se emplea información sobre el error cometido, pero en este caso existe una única señal de error, que representa el índice global del rendimiento de la red.

Los algoritmos de aprendizaje se basan usualmente en métodos numéricos iterativos que tratan de minimizar una función coste, lo que puede dar en ocasiones a problemas de convergencia del algoritmo. La convergencia es una manera de comprobar si una determinada arquitectura, junto a su regla de aprendizaje, es capaz de resolver un problema.

En el proceso de entrenamiento es importante distinguir entre el nivel de error alcanzado al final de la fase de aprendizaje para el conjunto de datos de entrenamiento y el error que la red ya entrenada comete ante patrones no utilizados en el aprendizaje, lo cual mide capacidad de generalización de la red.

La teoría del aprendizaje contempla tres aspectos prácticos fundamentales:

- *Capacidad*: cuántos patrones puede “aprender” la red.
- *Complejidad* de muestras: número de patrones de entrenamiento necesarios para entrenar la red de forma que se garantice una generalización válida.
- *Complejidad computacional*: referente al algoritmo de aprendizaje.

Hay cuatro tipos básicos de algoritmos de aprendizaje:

- Basados en la corrección del error (gradiente, retro-propagación, etc).
- Boltzmann.
- Hebb.
- Competitivo.

Una vez entrenada, la red congela sus pesos y funcionará en modo de recuerdo o ejecución: se le suministra una entrada y la red responde con una salida.

Por lo visto hasta el momento, puede deducirse que dependiendo del modelo de neurona concreto que se utilice, de la arquitectura o topología de conexión y del algoritmo de aprendizaje, surgirán distintos modelos de redes neuronales.

Son muchas las clasificaciones que se pueden hacer; nosotros tomaremos la de la Figura 7.9 [JAI96] [CAL98].

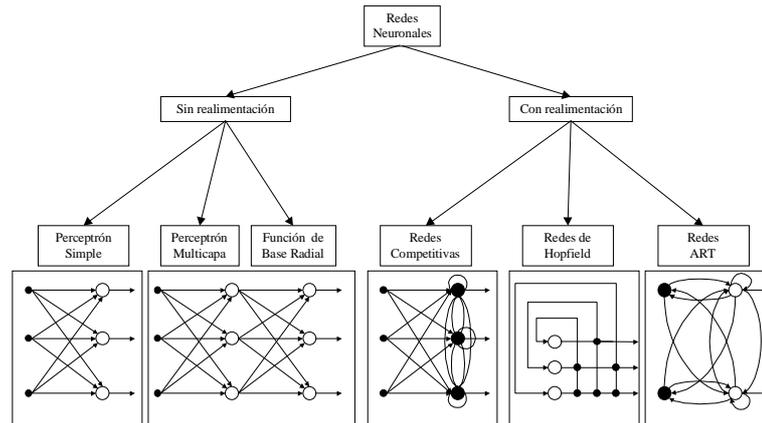


Figura 7.9. Una taxonomía de RNA.

7.5.- EL APRENDIZAJE SUPERVISADO

Existe una extensa clase de redes unidireccionales organizadas en capas (feed-forward), y con aprendizaje supervisado, que pueden emplearse como clasificadores de patrones. Dentro de este amplio grupo de redes trataremos el perceptrón multicapa, que constituye el popular *back-propagation* (retropropagación) o BP. Es éste el modelo más empleado en las aplicaciones de las Sistemas de Redes Neuronales, estimándose que el 70% de los desarrollos con redes neuronales hacen uso de alguna de sus variantes [GED95].

El Perceptrón fue introducido por Rosenblatt a finales de los años cincuenta [ROS62] [HER91]. Como ya hemos indicado es un modelo unidireccional, compuesto por dos capas de neuronas, una sensorial o de entradas y otra de salida. La operación de una red de este tipo, con n neuronas de entrada y m de salida, se puede expresar como:

$$y_i(t) = f\left(\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j - \theta_i\right) \quad \forall i \in [1, m] \quad (7.11)$$

Antes de comenzar con los modelos citados estudiaremos el asociador lineal. Debido a Hebb (1949), consta de una capa de entrada (con entradas x de n dimensiones) y una de salida (con salida y , m dimensional), conectadas a través de una matriz de pesos $W = \{w_{ij}\}$:

$$W = (w_1, w_2, \dots, w_m)^T \quad (7.12)$$

de forma que la operación del asociador lineal es $y = Wx$, o bien,

$$y_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j \quad (7.13)$$

El asociador debe aprender, haciendo uso de una regla de aprendizaje, a asociar pares de entrada-salida (x_i, y_i) ajustando los pesos de forma que al dar como entrada x_i responda con la salida y_i , y que ante entradas similares $(x_i + \varepsilon)$ responda con salidas también próximas $(y_i + \delta)$ (con ε y δ cantidades pequeñas).

La regla de aprendizaje del asociador lineal es la ley de Hebb o aprendizaje por coincidencia, que consiste en:

- Paso 1 : Hacer $w_0 = \{0\}$, $k = 1$
- Paso 2 : Aplicar ejemplos (x, y) y hacer:

$$w_k = w_{k-1} + y_k x_k^T$$

$$k = k + 1$$
- Paso 3: Si $k < L$ (número de muestras) ir a Paso 2
- Si $k = L$ Parar

Es obvio que, al final del aprendizaje, la matriz de pesos W contiene la suma de los productos $y_i x_i^T$. Si los L vectores de entrada son ortonormales, se demuestra que $y' = y$ siendo y' la salida de la red, e y la salida deseada para las L parejas. Si los L vectores de entrada x no son ortogonales, pero están normalizados:

$$Wx_k = y_k + \eta$$

Expresión denominada expansión señal-ruido, pues proporciona la salida deseada más un término adicional, que interpretamos como un ruido superpuesto a la señal. Empleando reglas algo más sofisticadas que la de Hebb, como la de la pseudoinversa o la de Widrow-Hoff, se obtendrá una matriz de pesos que logrará que el ruido η sea pequeño comparado con la señal.

Excepto la ley de Hebb, las reglas de aprendizaje se basan en alguna medida del error entre las salidas reales de la red y las deseadas. Es decir, hay que proponer un cierto criterio que mida el rendimiento de la red neuronal para encontrar una regla de actuación de pesos que lo optimice. Una forma habitual de definir este rendimiento es el error cuadrático medio de las salidas actuales de la red respecto de las deseadas. Así, para el caso del asociador lineal se tiene,

$$E\{W\} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (y_i - Wx_i)^2 \quad (7.14)$$

donde L es el número de muestras. Si X es una matriz (nxL) cuyas columnas son los L vectores de entrada e Y es otra matriz (mxL) formada con los vectores de salida, la regla de Hebb es,

$$W = YX^T$$

Una regla de aprendizaje más general utiliza la regla de la matriz pseudo-inversa que puede escribirse como sigue,

$$W = YX^+$$

donde X^+ denota la pseudoinversa de X [KOH89] [HEC90]. Se puede demostrar que esta elección para W minimiza el error cuadrático medio, es decir, que es óptima respecto a este error [HEC90].

El Perceptrón Multicapa es una extensión y generalización del perceptrón simple al que se añaden una o más capas ocultas; se permiten entradas de cualquier tipo, y las funciones de transferencia suelen ser de tipo sigmoide, como por ejemplo:

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad \text{ó} \quad F(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (7.15)$$

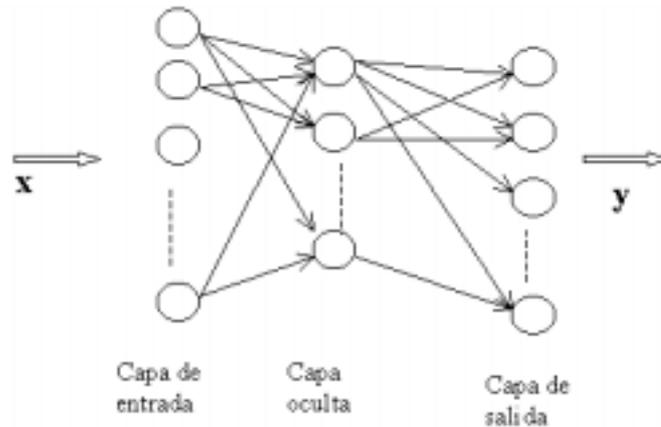


Figura 7. 10. Ejemplo de Perceptrón Multicapa.

Normalmente las neuronas de la capa oculta son de tipo sigmoide y las de la capa de salida son lineales. Con ello:

$$y = (w_{se}^T z - \theta_s) = (w_{so}^T f(w_{oe}^T x - \theta_o) - \theta_s) \quad (7.16)$$

donde x representa la salida de la capa oculta y w_{oe} los pesos de la capa oculta-cap de entrada.

Esta es la arquitectura más común de MLP, aunque existen numerosas variantes, como incluir neuronas no lineales en la capa de salida (del mismo tipo que las presentadas en (7.15), solución que se adopta especialmente cuando las salidas de la red deben ser binarias), introducir más capas ocultas, emplear otras funciones de activación, limitar el número de conexiones entre una neurona y las de la capa siguiente, introducir dependencias temporales o arquitecturas recurrentes [WER90], etc.

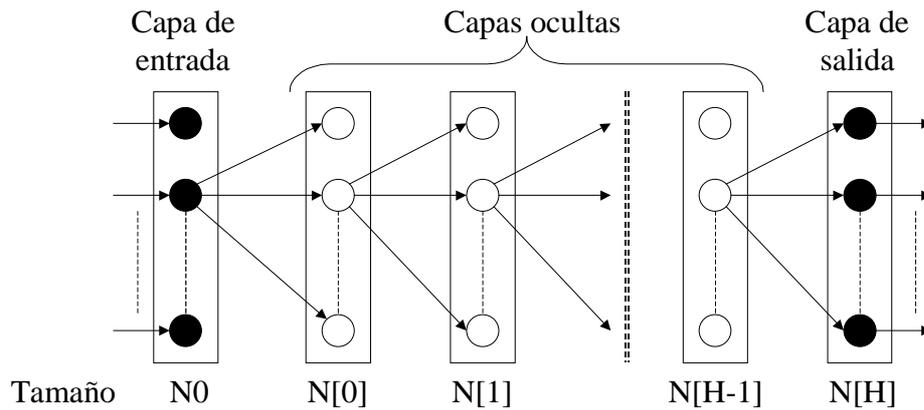


Figura 7.11. Arquitectura genérica del Perceptrón Multicapa.

Las redes MLP intentan resolver el problema general de la correspondencia (mapping), es decir se trata de obtener una función óptima $f : A \subset R^n \rightarrow R^m$ partiendo de un conjunto de ejemplos (x_i, y_i) , $i=1, \dots, n$, donde $y_i=f(x_i)$, según algún criterio de optimización.

En general, una red sometida a una entrada x genera una salida $y'(x, W)$ que será distinta de $y=f(x)$. Tendremos por tanto una función de error,

$$F(x, W) = (f(x) - y'(x, W))^2 \quad (7.17)$$

El funcionamiento de la red se suele expresar en función del error cuadrático medio:

$$E(W) = \lim_{L \rightarrow \infty} \left(\frac{1}{L} \sum_k F_k(x_k, W_k) \right) \quad (7.18)$$

calculado sobre un conjunto de ejemplos de prueba diferentes del conjunto de aprendizaje. Son posibles otras medidas del error (absoluto, medio absoluto, etc), pero el error cuadrático medio (MSE) tiene grandes ventajas.

Recordando el teorema de Kolmogorov que dice: Dada cualquier función continua

$$f : (0,1)^n \rightarrow R^m, \quad f(x) = y$$

puede implementarse de forma exacta por una RNA de tres capas, de propagación hacia adelante, con n elementos de proceso en la capa de entrada, m en la de salida y $(2n+1)$ en la capa oculta:

$$z_k = \sum_{j=1}^n \lambda^k \Psi(x_j + \varepsilon k) + k \quad k = 1, \dots, 2n + 1 \quad (\text{capa oculta})$$

$$y_j = \sum_{k=1}^{2n+1} g_j(z_k) \quad j = 1, \dots, m \quad (\text{capa de salida})$$

donde

- λ = constante real
- Ψ = función real, monótona creciente
- ε = constante racional
- g_i = función real y continua

Este teorema es solamente de existencia; pero, no dice cómo implementar las funciones.

La funcionalidad de los MLP solamente fue posible cuando se descubrió la forma de entrenarlos: el algoritmo de retropropagación (*back-propagation*, *BP*). Es uno de los desarrollos más importantes en neurocomputación, debido a Werbos y a Rumelhart [WER90] [RUM86a].

El peso w_{ij} (neurona j sobre neurona i) se ajusta con sucesivos incrementos dados por:

$$\Delta w_{ij}(t) = \gamma \delta_i(t) a_j(t)$$

donde

- a_j = Salida del elemento de proceso j
- γ = Factor de aprendizaje
- δ_i = Derivada de la señal de error en la capa de salida con relación a la función de activación en el elemento de proceso i
(producto escalar de vector de entrada por vector de pesos)

Si la neurona i -ésima es de salida $a=y$, tendremos,

$$\delta_i(t) = (y'_i(t) - y_i(t))F'_i$$

donde F'_i es la derivada de la función de transferencia

El problema es propagar estas expresiones de la capa de salida hacia las capas anteriores. Partiendo de la función sigmoide en la salida,

$$\delta_i(t) = (y'_i(t) - y_i(t))y_i(t)(1 - y_i(t))$$

en las capas interiores, la señal de error es :

$$\delta_i(t) = F'_i \sum_{h=1}^N \delta_h(t)w_{hi} \quad (7.19)$$

con $N =$ número de elementos de proceso en la capa destino.

Si la función de transferencia es sigmoide :

$$\delta_i(t) = a_i(t)(1 - a_i(t)) \sum_{h=1}^N \delta_h(t)w_{hi} \quad (7.20)$$

donde a_i es la salida del sigmoide del elemento i - ésimo

Estas ecuaciones forman la llamada *regla delta generalizada*.

En la práctica, para acelerar la convergencia, se suele introducir un término de *momento* calculado de forma más o menos empírica.

$$\Delta w_{ij}(t) = \gamma \delta_i a_j(t) + \alpha \Delta w_{ij}(t-1) \quad (7.21)$$

La regla delta generalizada no es más que un algoritmo del gradiente, con todas sus ventajas e inconvenientes.

La forma de actuación es:

- Aplicar una pareja de ejemplo (x,y) .
- Propagar hacia adelante y calcular la salida real y .
- Calcular el error, diferencia entre y e y' .
- Aplicar el algoritmo e ir modificando los pesos hacia atrás.
- Repetir hasta que se alcance un cierto valor mínimo del error, bien con el conjunto de entrenamiento o con el de prueba.

A este tipo de actualización se le denomina entrenamiento "por paso de todos los ejemplos". Una variante de este algoritmo de entrenamiento, consiste en actualizar los pesos cada cierto número de entradas presentadas a la red. Este conjunto de entradas no tiene porqué coincidir con el conjunto completo de entrenamiento, ni tiene porqué ser el mismo en sucesivas pasadas por el conjunto de entrenamiento, y recibe el nombre de entrenamiento por lotes. Intuitivamente parece que si modificamos el valor de los pesos w_{ij}^k con cada presentación de un par a la red el resultado debería ser el mismo, ya que un intento de minimización de cada error individual debería conducir a la minimización del error total. Experimentalmente se ha comprobado que funciona para la mayoría de los casos, aunque en algunas tareas puede fallar. Este modo de entrenamiento, denominado incremental, converge más rápidamente hacia un mínimo del error total que el entrenamiento por épocas, aunque hay que tomar ciertas precauciones en cuanto al orden de presentación de patrones. Es el método más utilizado en la práctica.

Con el aprendizaje supervisado se puede utilizar una RN para modelar una función de transferencia genérica de un sistema físico o funciones densidad de probabilidad a priori para clasificación de patrones. Si disponemos de un conjunto de vectores de entrada etiquetados con la clase a que corresponde cada uno y son suficientemente representativos del espacio de entradas que queremos clasificar, entonces podemos construir una red neuronal que actúe como sistema clasificador. Para utilizar una RNA como sistema clasificador, hacemos que la salida deseada codifique el índice de la clase a que pertenece la entrada. Está demostrado [LIP87] que un perceptrón multicapa es capaz de modelar regiones de decisión de contornos arbitrarios si dispone de un número adecuado de capas con el número suficiente de neuronas en cada una de ellas. De hecho, con tres capas (dos capas ocultas) es suficiente. Sin embargo, el algoritmo de retropropagación del error es muy lento cuando el número de capas de la red es superior a dos.

A pesar del evidente éxito del MLP y el algoritmo de BP, hay algunos problemas importantes:

- El *tiempo de computación* necesario para el entrenamiento.

- La *parálisis de la red*: si los pesos alcanzan valores muy altos, la forma de la función sigmoide hace que la salida de la capa oculta sea muy próxima a 0 ó 1. De las ecuaciones del algoritmo de BP se deduce que el incremento de pesos en esos casos es casi nulo, lo que produce una parálisis del entrenamiento. Una posible solución consiste en añadir una pequeña cantidad de ruido a la salida de la neurona.
- *Minimos locales*: la función de error de una red compleja está llena de valles y picos. La propia naturaleza del algoritmo puede producir la caída en uno de los valles que no es necesariamente el mínimo. Una posible solución parece ser el aumentar el número de neuronas ocultas pero esto, como se vió, produce otros efectos secundarios indeseables.

Existen variantes del algoritmo BP basados en gradiente-conjugado o la matriz hessiana (quick-prop) que superan algunos de estos inconvenientes.

7.6.- EL APRENDIZAJE NO SUPERVISADO

Es también conocido como auto-organización. En este tipo de aprendizaje se persigue que cada unidad de la capa de salida responda a un grupo de entradas que estén próximas entre sí según alguna medida de distancia (proximidad o similitud).

Los modelos neuronales no supervisados se caracterizan porque en su entrenamiento no se presentan las salidas que se desean asociar a cada patrón de entrada. La red, a partir de un proceso de autoorganización, proporcionará cierto resultado, el cual será reflejo de las relaciones de similitud existentes entre dichos patrones de entrada. Es decir, la red es capaz de descubrir ciertas relaciones estadísticas en las señales de entrada que quedarán reflejadas en la información almacenada en los pesos de conexión de la red.

Una vez expuestos los aspectos generales más relevantes de los modelos no supervisados, nos centraremos en el estudio de uno de los más populares, el de los mapas autoorganizados de Kohonen ya que es el que vamos a utilizar en este trabajo.

El tipo de procesamiento que una red neuronal no supervisada puede realizar depende en buena medida de su arquitectura. En [HER91] se enumeran algunos:

- a) *Análisis de similitud (o no) entre patrones.* Este tipo de procesamiento aparece cuando existe una única neurona cuya salida es continua, indicando el grado de similitud o parecido entre el patrón de entrada actual y el promedio de los presentados en el pasado. Este *promedio queda representado durante el* entrenamiento en el vector de pesos sinápticos de la neurona, de modo que la neurona aprende lo que es típico dentro de un conjunto de patrones.
- b) *Análisis de componentes principales.* Si se extiende el caso anterior a varias neuronas de salida continua, el proceso de aprendizaje supone encontrar una cierta base del espacio de entrada, representada por el conjunto de los vectores de pesos sinápticos de todas las neuronas, que se corresponderán con los rasgos más sobresalientes del espacio sensorial.
- c) *Agrupamiento/clasificación (clustering).* La red realiza tareas de agrupamiento o clasificación cuando se compone de neuronas de salida discreta $\{0,1\}$, donde cada neurona representa una categoría, y solamente una de ellas puede permanecer activada cada vez. Ante un patrón de entrada, la neurona que se activa indica a qué categoría o grupo (*cluster*) pertenece. Durante el aprendizaje, la red deduce las categorías presentes en el espacio de entrada a partir de las correlaciones existentes en los patrones presentados.
- d) *Memoria asociativa.* Representa una generalización del caso anterior; en este caso la salida proporcionada por la neurona activada no es solamente un 0 o un 1, sino el vector prototipo de la clase en cuestión.
- e) *Codificación.* Es análogo al anterior, solo que en este caso la neurona no proporciona como salida el vector prototipo de la clase, sino una versión codificada (por ejemplo, una etiqueta), habitualmente empleando menos bits y manteniendo la información relevante.
- f) *Mapas de rasgos.* Se trata de modelos no supervisados en los que las neuronas se ordenan geoméricamente en una capa (por ejemplo, en forma de matriz bidimensional o mapa), llevando a cabo una proyección del espacio sensorial de entrada sobre la red, proyección que preserva en lo posible la topología del espacio original, pero reduciendo sus dimensiones.

Los casos citados no son necesariamente diferentes ni excluyentes; un mismo modelo de red no supervisada puede estar capacitado para efectuar varios de estos procesamientos. Por ejemplo, la codificación puede realizarse mediante un análisis de componentes principales o mediante *clustering*. Este último caso recibe el nombre de *cuantificación vectorial (vector quantization)*.

Aunque los modelos autoorganizados tienen un campo de aplicación propio, relacionado en general con el *análisis exploratorio de datos*, en ocasiones pueden sustituir a los modelos supervisados. Esta circunstancia puede darse, por ejemplo, cuando la aplicación del aprendizaje BP a un problema que requiere aprendizaje supervisado es demasiado lenta, en cuyo caso puede resultar de utilidad el empleo de un *modelo multicapa híbrido* (con una capa autoorganizada y otra supervisada), pues al romper el entrenamiento en dos fases se gana en velocidad [HRY92]. Nosotros nos plantearemos utilizar un modelo híbrido.

Los modelos no supervisados suelen ser simples, monocapa y con algoritmos sencillos. En general, se pueden clasificar en dos grandes grupos:

1. *Redes no supervisadas hebbianas*: su aprendizaje es de tipo Hebb. Como característica general de dichas redes puede señalarse que en ellas un número elevado de neuronas de salida pueden activarse simultáneamente.
2. *Redes no supervisadas competitivas*, en las que solamente una neurona (o un grupo de vecinas) puede quedar finalmente activada. La base de la operación de estos modelos es la competición entre las neuronas, materializada en forma de inhibiciones laterales [MAL73]. En este proceso de competición la neurona más activada conseguirá inhibir a todas las demás, por lo que será la única que permanezca activada.

En los modelos competitivos, durante la fase de aprendizaje las neuronas vencedoras obtienen como premio el refuerzo de sus conexiones sinápticas. La competición es un comportamiento básico en muchos de los modelos neuronales autoorganizados más conocidos, como el ART [CAR88], el Neocognitrón [FUK80] o

los mapas autoorganizados [KOH82a, 82b, 89]. La idea común a todos ellos es el agrupamiento o categorización de patrones, pues esencialmente desarrollan *clusters* que agrupan patrones, en principio no etiquetados. No obstante, también pueden resultar útiles para muchas otras tareas, como cuantificación vectorial, aproximación funcional, procesamiento de imágenes, análisis estadístico y optimización combinatorial [HER91].

Los SOM o mapas autoorganizados de Kohonen fueron desarrollados a lo largo de la década de los ochenta por el físico finlandés Teuvo Kohonen [KOH82a, 82b, 88a, 88b, 89, 90] como una continuación natural de la línea de desarrollo de las redes competitivas iniciado por Von der Malsburg.

En este modelo, las neuronas se organizan en una arquitectura unidireccional de dos capas como se aprecia en la Figura 7.12. La primera es la capa de entrada o sensorial, que consiste en n neuronas, una por cada variable de entrada, que se comportan como *buffers*, distribuyendo la información procedente del espacio de entrada a las neuronas de la segunda capa. Las entradas son muestras estadísticas $x(t) \in \mathcal{R}^n$ del espacio sensorial. El procesamiento se realiza en la segunda capa, que forma el mapa de rasgos, consistente habitualmente en una estructura rectangular de $n_x \times n_y$ neuronas que operan en paralelo.

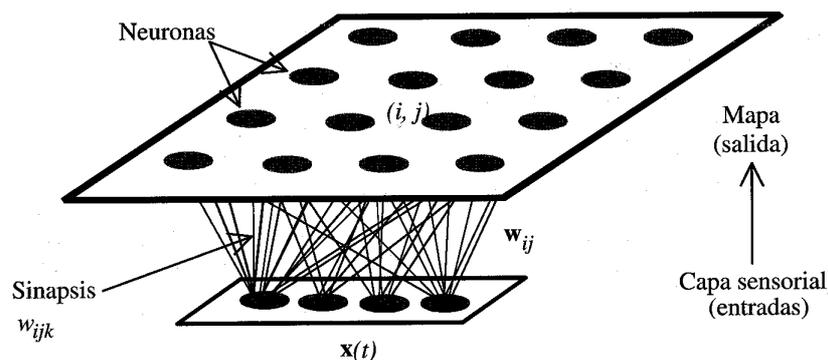


Figura 7.12. Arquitectura de SOM.

Aunque la arquitectura rectangular es la más corriente, a veces también se utilizan capas de una sola dimensión (cadena lineal de neuronas) o de tres dimensiones (paralelepípedo). Etiquetaremos las n neuronas de entrada con el índice k ($1 \leq k \leq n$), y

las $n_x \times n_y$ neuronas del mapa con un par de índices $i=(i, j)$ ($1 \leq i \leq n_x, 1 \leq j \leq n_y$) que determinan su localización espacial. Cada neurona de entrada k está conectada a todas las neuronas (i, j) del mapa mediante un peso sináptico w_{ijk} .

En resumen, el mapa puede describirse como una matriz de procesadores elementales (i, j) ordenados en dos dimensiones, como se observa en la Figura 7.13, que almacenan un vector de pesos sinápticos $w_{ij}(t)$, con $\{w_{ij}(t), w_{ij} \in \mathcal{R}^n, 1 \leq i \leq n_x, 1 \leq j \leq n_y\}$.

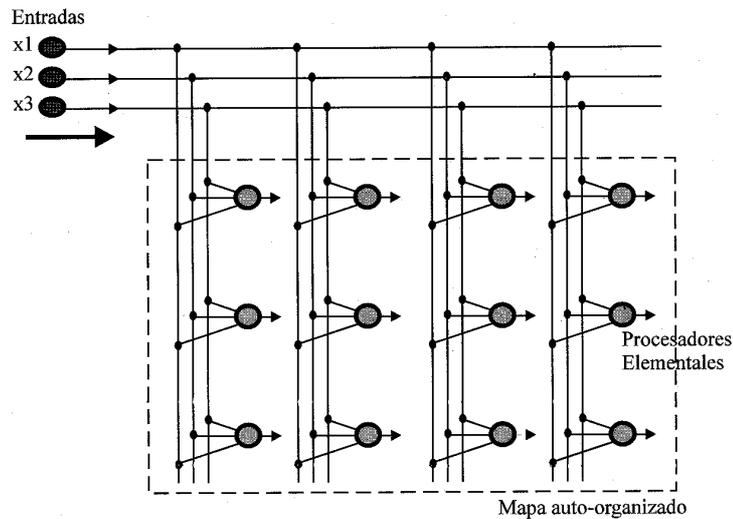


Figura 7.13. Disposición de los procesadores elementales en un SOM bidimensional.

En el modo de operación normal de la red, los pesos permanecen fijos. En primer lugar, cada neurona (i, j) calcula la similitud entre el vector de entradas x , $\{x_k, 1 \leq k \leq n\}$ y su propio vector de pesos sinápticos w_{ij} según una cierta medida de distancia o criterio establecido. A continuación, se declara vencedora la neurona $g=(g1,g2)$ cuyo vector de pesos w_g es más próximo al de entrada. De esta manera, cada neurona actúa como un detector de rasgos específicos, y la neurona ganadora indica el tipo de rasgo o patrón detectado en el vector de entrada.

$$d(w_g, x) = \min_{ij} \{d(w_{ij}, x)\} \quad (7.22)$$

En la fase de aprendizaje cada neurona del mapa sintoniza con diferentes rasgos del espacio de entrada. El proceso es el siguiente. Tras la presentación y procesamiento

de un vector de entrada $x(t)$, la neurona vencedora modifica sus pesos de manera que se parezcan un poco más a $x(t)$. De este modo, ante el mismo patrón de entrada, dicha neurona responderá en el futuro todavía con más intensidad. El proceso se repite para numerosos patrones, de forma que al final los diferentes vectores de referencia sintonizan con dominios específicos de las variables de entrada (dominios de Voronoi [KOH88b]), y tienden a representar la función densidad de probabilidad $p(x)$ del espacio sensorial. Si dicho espacio está dividido en grupos, cada neurona se especializará en uno de ellos, y la operación esencial de la red se podrá interpretar entonces como un análisis *cluster*.

Lo descrito hasta el momento responde a un esquema competitivo clásico de relativa sencillez, en el que cada neurona actúa en solitario. Sin embargo, el modelo de mapa de Kohonen aporta una importante novedad, pues incorpora a este esquema relaciones entre las neuronas próximas en el mapa. Para ello, introduce una denominada *función de vecindad*, que define un entorno alrededor de la neurona ganadora actual (vecindad); su efecto es que durante el aprendizaje se actualizan tanto los pesos de la vencedora como los de las neuronas pertenecientes a su vecindad. De esta manera, el modelo de SOM logra que neuronas próximas sintonicen con patrones similares, quedando de esta manera reflejada sobre el mapa una cierta imagen del orden topológico presente en el espacio de entrada (ordenación de los detectores de rasgos).

En esencia, por medio del proceso descrito los SOM realizan la *proyección no lineal* de un espacio multidimensional de entrada \mathfrak{R}^n sobre un espacio discreto de salida, representado por la capa de neuronas. El mapa representa una imagen del espacio sensorial, pero de menor número de dimensiones, reflejando con mayor fidelidad aquellas dimensiones del espacio de entrada de mayor varianza (que suelen coincidir con los rasgos más importantes de las entradas [RIT88]). La proyección se realiza de manera óptima, en el sentido de que la topología del espacio de entrada se preserva en lo posible sobre la superficie de la red (entradas x similares se corresponden con neuronas próximas). Así, la distribución de las neuronas sobre el mapa resulta ser el reflejo de $p(x)$: regiones en el espacio sensorial cuyos representantes x aparecen con más frecuencia ($p(x)$ mayor) serán mapeadas sobre un número mayor de neuronas en el mapa.

La función de vecindad representa matemáticamente de una forma sencilla el efecto global de las interacciones laterales existente entre las neuronas de la red, pues en vez de considerar en detalle que una neurona trata de activar a sus vecinas y de inhibir a las alejadas, modelaremos esta situación mediante una sencilla función que define el tamaño de la vecindad en torno a la vencedora, dentro de la cual todas las neuronas son premiadas actualizando sus pesos, y fuera de ella son castigadas al no actualizar sus pesos o al hacerlo en sentido contrario. La utilización de la función vecindad en el modelo de mapas autoorganizados aporta respecto del modelo competitivo sencillo dos ventajas adicionales: el ritmo efectivo de convergencia se mejora y el sistema es más robusto frente a variaciones en los valores iniciales de los pesos [RIT91].

Como funciones de vecindad se podrán utilizar, por ejemplo, la gaussiana y la de burbuja; habrá que tener en cuenta la función de topología. En la siguiente figura mostramos las funciones de topología hexagonal y rectangular [CAL98].

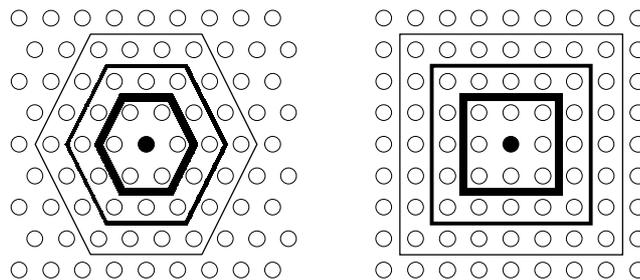


Figura 7.14. Funciones de topología.

Como hemos visto, la principal novedad de los SOM consiste en que la modificación de los pesos no se aplica solamente a una neurona específica (la ganadora), sino también a su vecindad. Al comienzo del entrenamiento, la vecindad comprende una amplia región del mapa, lo que permite una ordenación global de los pesos sinápticos. Con el transcurso de las iteraciones, el tamaño de la vecindad se reduce, y finalmente solamente se modifican los pesos de la neurona ganadora. Así, el proceso de aprendizaje comprende dos fases fundamentales: una ordenación global, en la que se produce el *despliegue* del mapa, y un ajuste fino, en el que las neuronas se especializan.

No existe un algoritmo de aprendizaje totalmente estándar para los SOM. No obstante, el resultado final es bastante independiente de los detalles de su realización concreta, como puedan ser los pesos sinápticos de partida, el esquema de la actualización del ritmo de aprendizaje, o la forma establecida para la vecindad. A continuación exponemos un algoritmo autoorganizado habitual [MAR93b] [KOH90]:

Paso 1: Inicialización de los pesos sinápticos w_{ijk} . Se puede partir en $t=0$ de diferentes configuraciones: pesos nulos, aleatorios de pequeño valor absoluto (lo más habitual) o con un valor de partida predeterminado.

Paso 2: Presentación en cada iteración de un patrón $x(t)$, tomado de acuerdo con la función de distribución $p(x)$ del espacio sensorial de entrada (en la muy habitual situación de disponer solamente de un conjunto finito de patrones de entrenamiento, basta tomar al azar uno de ellos y presentarlo a la red).

Paso 3: Cada neurona $l=(i, j)$ del mapa calcula en paralelo la similitud entre su vector de pesos sinápticos w_{ij} y el actual vector de entradas x . Un criterio de medida muy utilizado es la distancia euclídea:

$$d(w_{ij}, x) = \sqrt{\sum_k (w_{ijk} - x_k)^2} \quad (7.23)$$

Paso 4: Determinación de la neurona ganadora $g=(g1, g2)$, cuya distancia sea la menor de todas.

Paso 5: Actualización de los pesos sinápticos de la neurona ganadora $g=(g1, g2)$ y de los de sus neuronas vecinas. La regla más empleada es:

$$w_{ijk}(t+1) = w_{ijk}(t) + \alpha(t) \cdot h(|l-g|, t) \cdot (x_k(t) - w_{ijk}(t)) \quad (7.24)$$

donde $\alpha(t)$ es un parámetro denominado ritmo de aprendizaje. La función $h(\cdot)$ se denomina de vecindad, puesto que establece qué neuronas son las vecinas a la actualmente ganadora. Esta función depende de la distancia entre la neurona l y la ganadora g , valiendo cero cuando l no pertenece a la vecindad de g (con lo que sus pesos no son actualizados), y un número

positivo cuando sí pertenece (sus pesos son modificados). Como veremos, la vecindad es un conjunto de neuronas centrado en la ganadora. Tanto a como el radio de la vecindad disminuyen monótonamente con t .

Paso 6: Si se ha alcanzado el número máximo de iteraciones establecido, entonces el proceso de entrenamiento finaliza. En caso contrario, se vuelve al paso 2.

Se puede realizar a continuación *una segunda fase* en el aprendizaje, en la que se produce el *ajuste fino del mapa*, de modo que la distribución de los pesos sinápticos se ajuste más a la de las entradas. El proceso es similar al anterior, tomando $a(t)$ constante e igual a un pequeño valor (por ejemplo, 0,01) y radio de vecindad constante e igual a la unidad.

En el aprendizaje, el número de iteraciones debe ser suficientemente grande, proporcional al número de neuronas del mapa (a más neuronas, son necesarias más iteraciones) e independiente del número de componentes de la entrada x . Aunque 500 iteraciones por neurona es una cifra adecuada, de 50 a 100 suelen ser suficientes para la mayor parte de los problemas [KOH90]. Entre 20000 y 100000 iteraciones representan cifras habituales en la simulación por ordenador del entrenamiento de un SOM. Pese a ser cifras muy altas, las simulaciones de un SOM son mucho más rápidas que las del BP, pues su algoritmo es computacionalmente mucho más sencillo.

Otra cuestión que se debe tener presente es que el criterio de similitud (distancia) y la regla de aprendizaje que se utilicen en el algoritmo deben, en principio, ser métricamente compatibles, como ocurre con la distancia euclídea y la regla de aprendizaje propuesta. Si esto no es así, estaríamos utilizando diferentes métricas para la fase de recuerdo y para la actualización de los pesos, lo que podría causar problemas en el desarrollo del mapa [DEM92].

Una medida de similitud alternativa, más simple que la euclídea, es la correlación o producto escalar

$$C_{ij} = \sum_{k=1}^n w_{ijk} x_k \quad (7.25)$$

que suele incorporarse al algoritmo junto con la regla de adaptación. Sin embargo, dicha regla procede de la métrica euclídea, y la correlación solamente es compatible con ella si se utilizan vectores normalizados (en cuyo caso distancia euclídea y correlación coinciden). Por esta razón, en ocasiones se realiza la afirmación errónea de que el modelo de Kohonen precisa vectores normalizados. Si utilizamos la distancia euclídea (7.23) y la regla (7.24) no es necesario tratar con vectores normalizados, si bien en ciertos problemas dicha normalización puede ser aconsejable para mantener las entradas dentro de determinado rango dinámico.

También se puede utilizar la distancia Minkowsky (generalización de la euclídea para valores del exponente y raíz diferente de dos) o la distancia de Manhattan:

$$d(w_{ij}, x) = \sum_k |w_{ijk} - x_k|$$

7.7.- GENERALIZACIÓN FRENTE A MEMORIZACIÓN

Uno de los aspectos fundamentales se relaciona con la capacidad de la red neuronal de generalizar a partir de ejemplos, lo que se denomina en ocasiones problema de la memorización frente al aprendizaje. Por generalización entendemos la capacidad de la red de proporcionar una respuesta correcta ante patrones que no han sido empleados en su entrenamiento. Una red neuronal correctamente entrenada debe poseer una buena capacidad de generalización, lo que significa que ha aprendido correctamente el *mapping* en cuestión, y que responderá adecuadamente ante nuevos patrones no vistos con anterioridad.

En un proceso de entrenamiento se puede considerar, por una parte, un error en aprendizaje, que se suele calcular como el error cuadrático medio de los resultados proporcionados por la red para el conjunto de patrones de aprendizaje. Con una red suficientemente grande puede reducirse tanto como se quiera, sin más que llevar a cabo más iteraciones. Por otra parte, existe un error en generalización, que se puede medir empleando un conjunto representativo de patrones diferentes a los utilizados en el

entrenamiento. De esta manera, podemos entrenar una red neuronal haciendo uso de un conjunto de aprendizaje, y comprobar su eficiencia real, o error de generalización, mediante un conjunto de test.

Es un hecho experimental fácilmente observable [HEC90] que si se entrena una red hasta alcanzar un error muy pequeño en aprendizaje (por ejemplo, menor que un 1%), la eficacia real del sistema (medida como error en test) se degrada. Si representamos a la vez el error en aprendizaje y el error en test durante el transcurso del aprendizaje, se obtiene una gráfica como la representada en la Figura 7.15. Tras una fase inicial, en la que pueden aparecer oscilaciones en el valor del error, el de aprendizaje disminuye monótonamente, mientras que el error de generalización comienza disminuyendo para crecer a partir de un cierto punto.

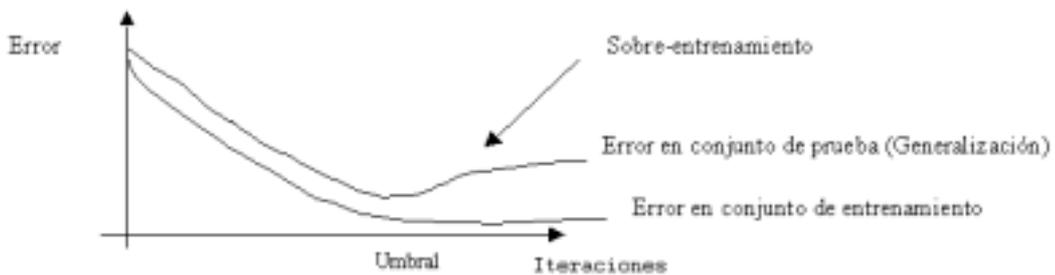


Figura 7.15. Evolución del error de aprendizaje y del error de generalización.

La explicación de este fenómeno es la siguiente. Al principio, la red se adapta progresivamente al conjunto de aprendizaje, acomodándose al problema y mejorando la generalización. Sin embargo, en un momento dado el sistema se ajusta demasiado a las particularidades de los patrones empleados en el entrenamiento, aprendiendo incluso el ruido presente en ellos, por lo que crece el error que comete ante patrones diferentes a los empleados en el entrenamiento (error de generalización). En este momento la red no ajusta correctamente el *mapping*, sino que está memorizando los patrones del conjunto de aprendizaje, constituyendo lo que por el momento denominaremos sobreaprendizaje (*overtraining*), pues la red está *aprendiendo demasiado*. Idealmente, dada una arquitectura de red, ésta debería entrenarse hasta alcanzar el punto óptimo (Figura 7.15) en el que el error de generalización es mínimo (que idealmente debería ser igual que el error en aprendizaje). El procedimiento descrito de entrenar y validar a la vez para detenerse en el punto óptimo se denomina validación

cruzada (*cross validation*), y es ampliamente utilizado en la fase de desarrollo de una red neuronal supervisada, como el MLP.

Asimismo, aparece también un fenómeno denominado sobreajuste (*overfitting*) cuando el número de parámetros (pesos) de la red resulta excesivo en relación al problema a tratar y al número de patrones de entrenamiento disponibles [HAY99].

Para comprender este hecho, pensemos en lo que sucede cuando se trata de ajustar un conjunto de medidas a un polinomio mediante el método de los mínimos cuadrados [BIS94] (pues el fenómeno es el mismo). Supongamos un conjunto de medidas que se distribuyen como se muestra en la Figura 7.16. Si tratamos de ajustarlas a un polinomio de grado 1 (Figura 7.16a), el error cuadrático medio que obtendremos será alto, y el valor que este polinomio proporcionará para valores diferentes de los empleados se apartará de la realidad. Si llevamos a cabo un ajuste con un polinomio de grado 3 (Figura 7.16b), los resultados que se obtienen son mucho mejores; si ajustamos con un polinomio de grado excesivo, por ejemplo superior a 10 (Figura 7.16c), la representación que obtenemos también se aparta de la correcta. En el caso (a) ajustamos con muy pocos parámetros, por lo que el modelo que obtenemos apenas se corresponde con la realidad; en el caso (b) el número de parámetros es adecuado, y el polinomio ajusta muy bien los datos; finalmente, en el caso (c) el polinomio es de grado excesivo, tiene demasiados parámetros de ajuste, y el resultado que se obtiene también se aparta de la realidad, pues no está capturando la tendencia del problema (una forma casi senoidal), sino que está interpolando (memorizando) los datos, ajustando también el ruido en ellos presente.

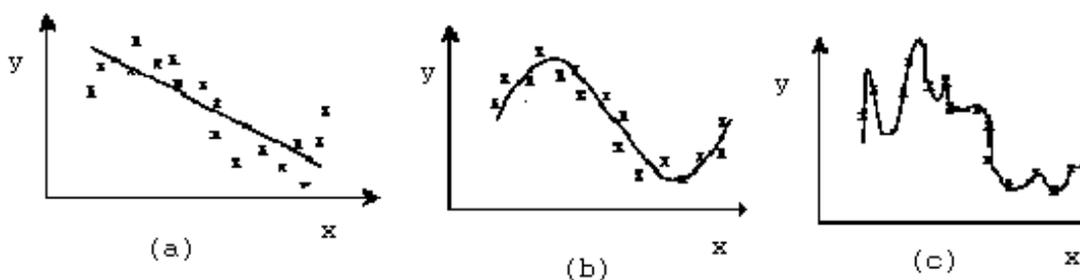


Figura 7.16. Ajuste al ruido de los patrones en el aprendizaje de una red neuronal. Comparación con el ajuste polinomial: a) ajuste a una recta, b) a un polinomio de orden tres, c) y a uno de orden > 10 .

En una red neuronal sucede algo similar. En este caso, los parámetros de ajuste no son los coeficientes del polinomio, sino los pesos y umbrales de las neuronas. En principio, podemos suponer que una red de gran tamaño dispondrá de muchos grados de libertad (más adelante matizaremos esta afirmación; en realidad, existe un número efectivo de parámetros, generalmente menor que el número de pesos y umbrales [BIS94], que crece conforme el aprendizaje progresa [WEI91] [WEI93]). Hablando en términos generales, si el problema es *sencillo* bastarán pocos parámetros para su ajuste, luego deberá utilizarse una red pequeña. Si el problema es complejo se necesitarán más parámetros de ajuste, luego se necesitará una red de mayor tamaño.

Si el tamaño de red es excesivo, incurriremos en sobreajuste, cuya manifestación podemos apreciar a partir de la Figura 7.17, totalmente paralela a la Figura 7.15. En este caso representamos el error de aprendizaje y el de test en función del número de nodos ocultos (en vez de las iteraciones), que da idea del orden de magnitud del número de parámetros de la red. Podemos observar que, a más nodos ocultos, el error final que la red comete para el conjunto de entrenamiento es inferior, pero no así el error en test (que da la idea de generalización), que presenta un mínimo para el número de nodos (o arquitectura de red) óptimo.

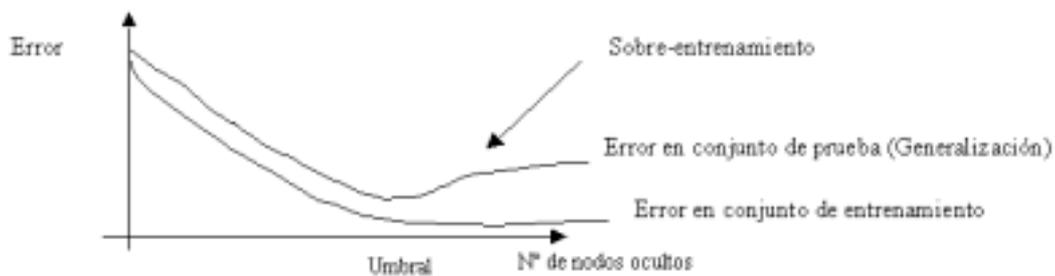


Figura 7.17. Error de aprendizaje y de test en función del número de nodos ocultos.

Un aspecto fundamental que influye en la capacidad de generalización de la red es el número de patrones de aprendizaje disponibles, que suele ser casi siempre un número limitado y reducido. En principio, la intuición nos dice que es conveniente entrenar la red con el máximo número posible de patrones, pues al disponer de más datos con los que modelar el fenómeno a estudio, los resultados serán mejores. Además, cuanto mayor sea una red neuronal, dispondrá de más grados de libertad y se precisará también un mayor número de patrones de aprendizaje para su correcto ajuste. En

[BAU89] se demuestra que una red de n entradas y h neuronas ocultas, con un total de w pesos, requiere un número de patrones de aprendizaje del orden de w/ε para proporcionar un error de generalización del orden de ε . Así, si queremos que nuestro sistema alcance un error de generalización de $\varepsilon=0,1$ (un 10%), el número de patrones de aprendizaje necesarios p será de $p = 10.w$, expresión que se suele dar como indicativa del número aproximado de patrones necesarios para entrenar adecuadamente una red neuronal de w pesos. Por ejemplo, para una red 10-5-1 (10 neuronas de entrada, 5 ocultas y 1 de salida) que dispone de 61 parámetros, entre pesos y umbrales, el número de patrones necesarios para alcanzar un error del 10% será de 610, lo que representa una cifra muy alta, no disponible en muchas aplicaciones prácticas. Buscar el equilibrio entre un tamaño de red que sea lo suficientemente grande como para que pueda ajustar todos los patrones disponibles, pero lo suficientemente pequeña como para que no presente sobreajuste, es uno de los mayores problemas en el desarrollo de un ANS, de ahí que uno de los objetivos más perseguidos en este campo sea encontrar un procedimiento fiable que determine la estructura de red necesaria para resolver un problema dado con un determinado número de patrones de entrenamiento disponibles.

Por tanto, en el desarrollo de una aplicación práctica nos encontramos frecuentemente con el problema de no disponer de suficiente número de patrones para entrenar una determinada arquitectura, por lo que fácilmente puede incurrir en sobreajuste. Además, hay que tener presente la denominada maldición de la dimensionalidad [BIS94], que consiste en que el número de datos necesarios para especificar un *mapping*, en general crece exponencialmente con la dimensión del espacio de entrada, lo que agrava en los problemas de elevada dimensión de entrada disponer de un escaso número de patrones para el aprendizaje.

Una solución para reducir el número de parámetros de una arquitectura, como hemos visto, consiste en reducir su tamaño, pues dispondremos del mismo número de patrones para un número mucho menor de pesos. Una forma de reducir drásticamente el número de parámetros (es decir, el tamaño de la red) consiste en limitar el número de las entradas de la red, pues ello implica la disminución drástica del número de pesos (además, de esta manera limitamos el problema de la maldición de la dimensionalidad). Por ejemplo, si disponemos de una red con 200 entradas, 100 neuronas ocultas y 3 salidas, contendrá del orden de 20000 pesos, con lo que se necesitarán unos 200000

patrones para entrenarla. Si reducimos el número de entradas a 10 aplicando análisis de componentes principales a las variables de entrada, y el de neuronas ocultas a 10, el número de pesos se reduce a 143, con lo que se precisarían únicamente unos 1400 patrones de aprendizaje.

Mediante el empleo de diversas técnicas, como compartir pesos (*weight sharing*), podado de la red (*pruning*) o decaimiento de pesos (*weight decay*) [HER91], se puede reducir el número de grados de libertad de la red, lo que también permite mejorar la generalización. En la primera de las citadas, diversas neuronas comparten sus pesos, de modo que el número total disminuye. En el proceso de podado la red es entrenada hasta un cierto nivel, para luego eliminar aquellos pesos que no aportan prácticamente nada a su operación. El decaimiento es un caso especial del podado; durante el aprendizaje se deja a los pesos tender poco a poco a cero, para que aquellos que no sean actualizados periódicamente se anulen y desaparezcan.

Hasta ahora hemos considerado, por una parte, el sobreajuste (demasiados parámetros en la red), y por otra, el sobreaprendizaje (demasiado entrenamiento); en realidad ambos conceptos son caras de una misma moneda [MAS93]. En [WEI91] [WEI93] se muestra que, aunque el número de parámetros (pesos) disponibles en la red sea fijo, el de parámetros efectivos crece durante el aprendizaje. Cuando se alcanza el número adecuado, el error en test será mínimo, y debe detenerse el aprendizaje. Se puede apreciar, por tanto, que el fenómeno que hemos denominado inicialmente sobreaprendizaje es en realidad una manifestación del fenómeno más general del sobreajuste.

Como conclusión, si deseamos medir de una forma completamente objetiva la eficacia final del sistema construido, el conjunto de patrones de partida debería ser dividido en tres grupos, un conjunto de aprendizaje y dos de test, uno para la realización de validación cruzada (que evite el sobreajuste) y otro que se mantenga totalmente al margen del proceso de aprendizaje, permitiendo de este modo una validación totalmente objetiva de la red neuronal desarrollada.

Por último, debemos hacer notar que, debido a la ausencia de resultados teóricos que indiquen la arquitectura óptima para un problema dado, la intuición y la experiencia resultan fundamentales en el desarrollo de un sistema neuronal que resuelva con eficacia

una aplicación práctica determinada. En relación a este asunto, en [MAS93] se exponen, además de las comentadas, otras muchas "*recetas*" de utilidad práctica. En otras ocasiones se emplean los denominados algoritmos constructivos o arquitecturas evolutivas que, partiendo de una estructura neuronal básica, van incorporando y/o eliminando neuronas y/o sinapsis durante el proceso de entrenamiento, por lo que el resultado final que proporcionan no es solamente una cierta configuración de pesos, sino también una cierta arquitectura [JUT95].

APLICACIÓN DE RNA AL RECONOCIMIENTO DEL ARMA

8.1.- INTRODUCCIÓN

La aplicación que proponemos en este capítulo para el reconocimiento del arma está basada en redes neuronales artificiales y en concreto, utilizamos una red Perceptrón multicapa con una capa oculta y Mapas Autoorganizados (SOM).

En ambos casos vamos a utilizar como características de entrada parámetros de la base de datos que hemos llamado "método por bandas" o de la llamada "método por espectrograma", que vimos en el Capítulo V. Recordaremos que en el primer caso realizábamos la transformada de Fourier de la señal completa y entre otros parámetros obteníamos la energía normalizada por banda considerando 15 bandas de igual longitud entre 0 y 4000Hz. En el segundo, hemos calculado la transformada de Fourier para diferentes zonas (ventanas) y consideraremos diferente número de ventanas, de diferente ancho y con o sin solapamiento.

Como ya hemos mencionado en el capítulo V, sobre generación de la base de datos, vamos a trabajar en cuatro entornos bien diferenciados:

1. Galería interior de tiro de la Escuela de Policía de Ávila.
2. Galería exterior de tiro de la Escuela de Policía de Ávila.
3. Recinto cerrado (habitación), simulando una oficina.
4. Recinto abierto (campo), simulando un campo de deporte.

8.2.- CLASIFICACIÓN DEL ARMA UTILIZANDO UNA RED PERCEPTRÓN

Para identificar el arma, inicialmente hemos utilizado el Perceptrón multicapa con una capa oculta y hemos elegido como funciones de activación tanto en la capa oculta como en la de salida funciones sigmoideas y algoritmo de entrenamiento retropropagación del error.

Para cada palabra arma admitida por el reconocedor, necesitamos una clase, y una neurona en la capa de salida, para indicar si la entrada a clasificar pertenece o no a la clase que representa. El número máximo de salidas que estamos utilizando viene determinado por el número de armas que estamos utilizando en el exterior, en concreto cinco. En la capa oculta hemos ensayado con diferente número de neuronas. En los siguientes apartados describiremos más detalladamente la topología de las redes que hemos usado.

8.2.1.- MÉTODO ENERGÍA POR BANDA

8.2.1.1.- ESTUDIO REALIZADO EN LA GALERÍA INTERIOR

El primer trabajo lo hemos realizado en la galería de tiro de la Escuela de Policía de Ávila. En el interior hemos utilizado tres tipos de armas: pistola ($n_a=1$, p), revólver ($n_a=2$, r) y escopeta ($n_a=3$, e) y hemos utilizado tres armas diferentes de cada tipo. Los disparos utilizados en este caso son los que figuran en las Tablas E1.6, E1.7 y E1.8.

En cada experimento, de las tres armas de cada tipo se usan dos para entrenar y la restante para probar la bondad de la red. Las usadas para probar nos dan el índice del experimento. Por tanto, tendremos tantos experimentos como combinaciones de p_x, r_y, e_z , donde X, Y y Z varían de 1 a 3, o sea, 27 experimentos. Como notación a la hora de especificar el número de experimento hemos utilizado ($xyz_{prueba}-111$) en base 3; así, por ejemplo, el experimento en el que se utilice para probar $zyz=333$ y para entrenar $xyz=111$ y $xyz=222$ será el experimento 26 ($((333-111)=222)$ codificado en base tres).

Tenemos que resaltar que para reconocer el arma por el disparo, los disparos utilizados para probar se han emitido con un arma que no ha sido utilizada para entrenar; si bien se han utilizado otras armas del mismo modelo.

Nº de experimento	Disparos para entrenar	Disparos para probar
26: EXPERIMENTO333	xyz=111 ; xyz=222	xyz=333
25: EXPERIMENTO332	x=1,2 ; y=1,2 ; z=1,3	xyz=332
24: EXPERIMENTO331	x=1,2 ; y=1,2 ; z=2,3	xyz=331
...
0: EXPERIMENTO111	x=2,3 ; y=2,3 ; z=2,3	xyz=111

Tabla 8.1. Notación utilizada en los diferentes experimentos realizados.

Como entrada a la red hemos tomado la energía normalizada por banda, 15 bandas entre 0 y 4000 Hz. Hemos probado en la capa oculta con diferente número de neuronas, obteniendo los mejores resultados con 8 neuronas. Con esta arquitectura de 15x8x3 el entrenamiento era muy rápido y hemos obtenido una baja tasa de error en la fase de prueba.

Inicialmente hemos considerado como clase a la que pertenece el arma de un disparo de prueba la que venga representada por la neurona de salida que tome mayor valor, aunque como veremos más adelante, si no supera un determinado porcentaje respecto del valor que toman las otras neuronas de salida, se debería considerar como caso dudoso.

Con cada experimento hemos realizado 12 tareas. Cada una de las tareas consiste en entrenar una RN con una inicialización distinta de los pesos de la red. Para calcular el promedio de la tasa de aciertos hemos descartado, para cada experimento, las dos tareas que producen resultados extremos (mayor y menor porcentaje de aciertos) y los dos experimentos extremo; es decir, al final estamos promediando sobre 10x25 test y en cada uno de ellos hemos utilizado 60 disparos de prueba.

En la Tabla 8.2 presentamos un resumen de los resultados de los experimentos descritos anteriormente. Tenemos que resaltar que las pistolas y las escopetas las identifica siempre y los errores se producen cuando la fuente de sonido es un revólver, que le clasifica como pistola.

Disparo de arma para identificar				
	Pistola	Revólver	Escopeta	Promedio
Tasa de aciertos	100 %	99 %	100 %	99,7 %

Tabla 8.2. Resultados en la galería de tiro de la Escuela de Policía.

A la vista de los resultados obtenidos, nos planteamos hacer una serie de experimentos con los disparos de los Apéndice E2 y E3:

a) Experimento para probar la dependencia de la posición del micrófono

En la base de datos tenemos grabaciones de 20 disparos de pistolas Star Mod. 28 PK y 5 disparos de un revólver Astra Mod. 960 - 4" (Tabla E2.2 del Apéndice E), grabados colocando el micrófono en diferentes posiciones respecto al foco de emisión: a la izquierda y por delante de la posición del disparador, a la izquierda y por detrás y a la derecha y por detrás, además de a diferente altura. Hemos realizado varios experimentos para ver si la red es capaz de identificar el arma independientemente de la ubicación del micrófono. Los resultados obtenidos, en promedio, se muestran en la Tabla 8.3.

Disparo para identificar el arma		
	Pistola Star Mod. 28 PK	Revólver Astra Mod. 960-4"
Tasa de aciertos	99,75 %	100 %

Tabla 8.3. Resultados en la galería interior de tiro cambiando la ubicación del micrófono.

Como la tasa de aciertos no es del 100% hemos realizado un estudio más detallado para ver cuales son los fallos.

En uno de los experimentos pretendíamos identificar una secuencia de 25 disparos de los cuáles los 20 primeros correspondían a una pistola Star Mod. 28 PK y los 5 últimos a un revólver Astra 960 - 4". En la Figura 8.1 mostramos el resultado obtenido por el programa; cada columna corresponde a un disparo y cada fila a una neurona de la capa de salida; cada neurona de salida representa a una clase (1 pistola, 2 revólver y 3 escopeta). En la parte superior de la ventana se indica la neurona ganadora para cada uno de los 25 disparos y en la parte inferior el valor exacto obtenido en las neuronas de la capa de salida. No hay que olvidar que el valor de las neuronas es una estimación de pertenencia y la función de clasificación es la salida más activa.

En este experimento el error que se comete es el de identificar el segundo disparo que corresponde a una pistola, como un revólver, pero con una probabilidad en promedio de certeza de que sea revólver y no pistola sólo del 51% (el valor de la neurona que representa a la clase revólver es 0,8567) frente al 48% (valor de la neurona que representa a la clase pistola es 0,8070), por lo que este sería uno de los casos que podríamos considerar como dudoso. En los otros experimentos que hemos realizado hemos obtenido resultados muy próximos a los que acabamos de presentar, por ello, se puede concluir que la identificación del arma es independiente de la posición del micrófono.

```

Columns 1 through 12
 1  2  1  1  1  1  1  1  1  1  1  1
Columns 13 through 24
 1  1  1  1  1  1  1  1  2  2  2  2
Column 25
 2
>> valor
valor =
Columns 1 through 7
 0.9043  0.8070  0.9307  0.9533  0.8593  0.9779  0.9522
 0.3516  0.8567  0.1415  0.1544  0.5814  0.0001  0.0001
 0.0014  0.0006  0.0025  0.0020  0.0016  0.0184  0.0276
Columns 8 through 14
 0.9668  0.9322  0.9320  0.9758  0.9604  0.9269  0.9475
 0.0006  0.0004  0.0001  0.0246  0.0726  0.1979  0.1501
 0.0149  0.0268  0.0312  0.0027  0.0023  0.0017  0.0014
Columns 15 through 21
 0.9863  0.9358  0.8981  0.9062  0.8735  0.9116  0.0017
 0.0076  0.0121  0.0924  0.0523  0.1213  0.0792  1.0000
 0.0036  0.0057  0.0026  0.0035  0.0026  0.0028  0.0003
Columns 22 through 25
 0.0121  0.0022  0.0034  0.0021
 1.0000  1.0000  1.0000  1.0000
 0.0001  0.0002  0.0002  0.0004
    
```

Figura 8.1. Identificación de 20 disparos de pistola y 5 de revólver colocando el micrófono a la izquierda y por detrás del punto de emisión del disparo.

b) Identificación de otro modelo de pistola

En la galería de tiro tenemos grabados 48 disparos de la Pistola Star 9 Corto (Tabla E2.3 del Apéndice E); este modelo nunca se ha utilizado para entrenamiento. En los disparos que queremos identificar se ha utilizado la misma munición que en los de pistolas para se usaron para entrenar. Hemos hecho uso de diferentes valores de los pesos obtenidos en la fase de entrenamiento y los resultados obtenidos, en todos los casos, han sido óptimos ya que la tasa de acierto ha resultado del 100%.

En las siguientes figuras mostramos alguna de las pantallas del interfaz de salida. En la Figura 8.2 mostramos el porcentaje de aciertos al probar con disparos de la pistola Star 9 Corto y el número de neurona ganadora (1 identifica a la clase pistola). En la Figura 8.3 mostramos el valor obtenido por las neuronas de la capa de salida para los 48 disparos.

```

porcentaje_pistola2 =
  100
result =
  Columns 1 through 12
    1  1  1  1  1  1  1  1  1  1  1  1
  Columns 13 through 24
    1  1  1  1  1  1  1  1  1  1  1  1
  Columns 25 through 36
    1  1  1  1  1  1  1  1  1  1  1  1
  Columns 37 through 48
    1  1  1  1  1  1  1  1  1  1  1  1
  >>
    
```

Figura 8.2. Porcentaje y neurona ganadora al reconocer 48 disparos de una pistola Star 9 Corto.

Columns 1 through 7						
0.9973	0.9917	0.9940	0.9935	0.9996	0.9934	0.9941
0.0231	0.0707	0.0781	0.0625	0.1741	0.0637	0.1135
0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	0.0002	0.0000	0.0000
Columns 8 through 14						
0.9334	0.9966	0.9984	0.9964	0.9976	0.9979	0.9965
0.2233	0.0351	0.0254	0.0347	0.0169	0.0467	0.0241
0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	0.0001	0.0000	0.0001
Columns 15 through 21						
0.9953	0.9966	0.9985	0.9977	0.9963	0.9977	0.9977
0.1253	0.0212	0.0343	0.0627	0.0396	0.0187	0.0245
0.0000	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	0.0001	0.0000
Columns 22 through 28						
0.9984	0.9708	0.9973	0.9929	0.9977	0.9952	0.9951
0.0170	0.1357	0.0869	0.0485	0.0379	0.0398	0.0513
0.0001	0.0001	0.0000	0.0001	0.0000	0.0001	0.0000
Columns 29 through 35						
0.9977	0.9959	0.9904	0.9830	0.9987	0.9942	0.9984
0.0257	0.0688	0.0601	0.0655	0.0367	0.0423	0.0419
0.0000	0.0000	0.0001	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000
Columns 36 through 42						
0.9994	0.9976	0.9999	0.9988	0.9995	0.9947	0.9987
0.0135	0.0379	0.1278	0.0355	0.0191	0.0460	0.0384
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Columns 43 through 48						
0.9987	0.9982	0.9981	0.9982	0.9988	0.9978	
0.0389	0.0496	0.0733	0.0403	0.0295	0.0222	
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	

Figura 8.3. Valor de las neuronas de salida al reconocer 48 disparos de una pistola Star 9 Corto.

Si definimos la probabilidad a posteriori de pertenencia a una clase o tasa de certeza de que pertenezca a una clase como el valor, en porcentaje, que toma la neurona de salida que representa a esa clase, podemos concluir diciendo que se ha obtenido un

porcentaje de aciertos del 100% con una tasa elevada de certeza, como se aprecia en Tabla 8.4.

	Valor promedio de la probabilidad a posteriori de pertenencia
Pistola	94,85 %
Revólver	5,14 %
Escopeta	0,00 %

Tabla 8.4. Tasa de certeza.

c) Identificación de otro modelo de revólver

Utilizamos un revólver Colt King Cobra 4", con diferente munición, para hacer pruebas (Tabla E2.4 del Apéndice E). Todos los disparos fueron clasificados como emitidos por un revólver con alta tasa de pertenencia.

d) Identificación de otro modelo de escopeta

En la galería de tiro tenemos grabados 10 disparos (5 con postas y 5 con perdigón, misma munición que para entrenar) de otra escopeta que tampoco se utilizó para el entrenamiento, en concreto la escopeta Mossberg 12x70 (Tabla E2.5 del Apéndice E). Al hacer el mismo experimento que en el caso anterior obtenemos una tasa de aciertos del 100% y además con una tasa de certeza muy elevada como se aprecia en la Figura 8.4.

También, los disparos grabados con una escopeta repetidora (Tabla E2.5 del Apéndice E) fueron identificados como clase escopeta con una tasa de aciertos del 100%.

```

porcentaje_escopeta2 =
  100
result =
  3  3  3  3  3  3  3  3  3
>> valor
valor =
  Columns 1 through 7
  0.0036  0.0105  0.0082  0.0018  0.0059  0.0015  0.0158
  0.0085  0.0004  0.0011  0.0047  0.0027  0.0004  0.0002
  0.9066  0.9861  0.9789  0.9750  0.9590  0.9969  0.9921
  Columns 8 through 10
  0.0036  0.0045  0.0121
  0.0008  0.0019  0.0001
  0.9905  0.9716  0.9956
  
```

Figura 8.4. Porcentaje y tasa de certeza al reconocer 10 disparos de la escopeta Mossberg 12x70.

e) Identificación de otras pistolas Star Mod. 28 PK

En la base de datos tenemos grabaciones de disparos realizados por los alumnos de la Escuela, con varias pistolas Star Mod. 28 PK no identificadas (Tabla E2.6 del Apéndice E). Hemos elegido 18 de estos disparos para utilizarlos para validar los resultados. En este caso tenemos que indicar que estas pistolas no han sido utilizadas para entrenar, pero sí otras del mismo modelo. Los resultados, como era de esperar no han podido ser mejores, la tasa de aciertos ha sido del 100%.

f) Identificación de un revólver de 2"

En la base de datos tenemos grabaciones de cinco disparos en doble acción del Revólver Astra Mod. 250-2" en la galería de tiro (Tabla E2.7 del Apéndice E). Utilizando diferentes experimentos con diferentes armas para entrenar siempre obtenemos los mismos resultados, tasa de aciertos del 0%. En la Figura 8.5 mostramos la salida obtenida de uno de los experimentos realizados. La neurona de salida que se activa es la etiquetada como 1 que representa a la clase pistola. Además se comprueba que la probabilidad de pertenencia a esa clase es elevada.

```

porcentaje1_revolver2 =
  0

result =
  1  1  1  1  1

>> valor
valor =
  0,9974  0,9976  0,9973  0,9964  0,9972
  0,0010  0,0010  0,0011  0,0023  0,0008
  0,0010  0,0008  0,0009  0,0008  0,0013

>>
>>

```

Figura 8.5. Identificación de un revólver de 2".

Posteriormente se ha probado con otros 25 disparos y se han obtenido los mismos resultados.

A la vista de los resultados podemos afirmar que el revólver de 2" no lo identifica correctamente, sino como clase pistola. Consideramos que los resultados de este experimento son debidos a que los revólveres que se utilizaron para entrenar la red eran de 4" y las pistolas de 3", de lo que se deduce, como es lógico, que el sonido depende en gran medida de la longitud del ánima.

g) Identificación de un revólver de 2" utilizando munición de fogeo

Como consecuencia de los resultados obtenidos en el apartado anterior, nos hemos planteado utilizar munición de fogeo para el revólver de 2" (Tabla E3.2 del Apéndice E) y hemos obtenido que lo identifica como revólver al 100% y con una probabilidad de pertenencia de más del 99%, con esto podemos decir que, como era de esperar, el sonido depende no sólo del arma sino también de la munición.

h) Identificación de un revólver de 6"

A la vista de los resultados obtenidos con el revólver de 2", recordando que el revólver que habíamos utilizado inicialmente era de 4", consideramos oportuno hacer

grabaciones de disparos con uno de 6" (Tabla E2.7 del Apéndice E). Hemos probado con estos disparos y en todas las pruebas realizadas hemos obtenido que lo identifica correctamente y con una tasa de aciertos muy elevada, como se muestra en la Tabla 8.5.

	Valor promedio de la probabilidad a posteriori de pertenencia
Pistola	0,07 %
Revólver	99,92 %
Escopeta	0,00 %

Tabla 8.5. Tasa de certeza.

i) Identificación de una ráfaga de disparos de varias pistolas

En el fichero *bombardeo.wav* (Figura 8.6) tenemos varios disparos de pistolas Star Mod. 28 PK no identificadas (Tabla E2.8 del Apéndice E).

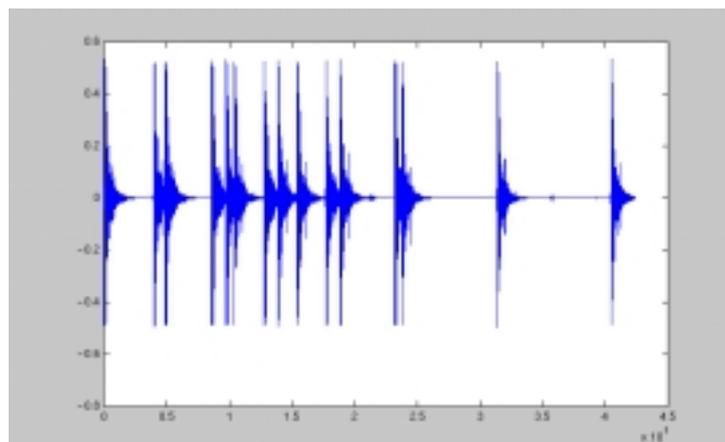


Figura 8.6. Disparos de diferentes pistolas Star Mod. 28 PK.

Vamos a tratar todos los disparos como si fueran uno solo, para ello lo que vamos a hacer es utilizar el detector de bordes del interior y así por el final de la señal

recortará solamente el ruido correspondiente al último disparo. Aplicamos la transformada de Fourier de toda la señal y extraemos los parámetros correspondientes para utilizarlos como entrada a la red. En todas las pruebas realizadas la aplicación ha sido capaz de identificar la ráfaga como un disparo emitido por una pistola.

A continuación lo que hemos hecho ha sido utilizar el detector de bordes del exterior, aunque la grabación ha sido en el interior, para aislar el primer disparo y como era de esperar, lo identifica también como el emitido por una pistola.

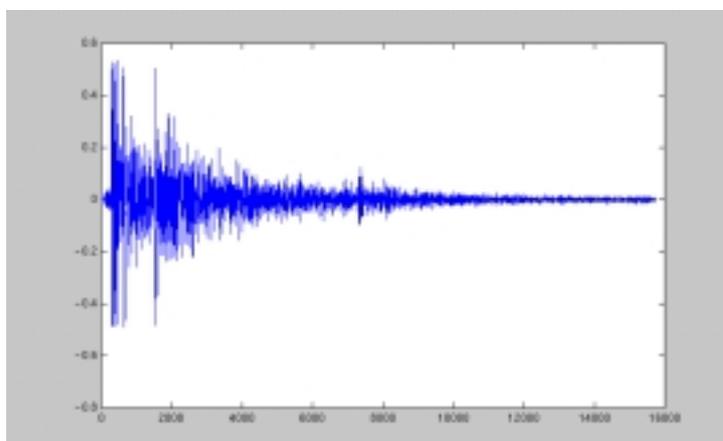


Figura 8.7. Disparo extraído de la ráfaga de disparos de varias pistolas Star Mod. 28 PK.

j) Validación con 10 pistolas Star Mod. 28 PK

Para probar la red utilizada en la aplicación que proponemos hemos realizado la grabación de 50 disparos correspondientes a 10 pistolas Star Mod. 28 PK, hasta ahora nunca usadas. Los datos correspondientes a estos disparos se muestran en la Tabla E2.9 del Apéndice E. Los resultados han sido óptimos, pues identifica todos los disparos como emitidos por una pistola, es decir, obtenemos la tasa del 100% de aciertos.

k) Ubicación del micrófono en diferente recinto

Otro de los experimentos que hemos realizado en el interior de la galería de tiro ha sido colocar el micrófono en una habitación adyacente, es decir en un recinto

diferente a aquel en que se produce el disparo. El experimento se ha realizado utilizando una pistola Star Mod. 28 PK.

En el mejor de los casos hemos obtenido una tasa de aciertos del 80% y en el peor de los casos un porcentaje del 0%, como muestra en las Figuras 8.8 y 8.9.

```

porcentaje1_micro2 =
    80

result =
    1  2  1  1  1

>> valor
valor =
    0,9613    0,5322    0,7458    0,8527    0,8461
    0,3810    0,7566    0,6017    0,6297    0,6423
    0,0000    0,0000    0,0000    0,0000    0,0000
    
```

Figura 8.8. Resultados para identificar cinco disparos en la galería de tiro de una pistola Star Mod. 28 PK grabado desde fuera. 1^{er}. experimento.

```

porcentaje1_micro2 =
    0

result =
    2  2  2  2  2

>> valor
valor =
    0,5041    0,1478    0,1758    0,2143    0,2771
    0,8101    0,9610    0,9185    0,9358    0,9419
    0,0003    0,0001    0,0004    0,0003    0,0002
    
```

Figura 8.9. Resultados para identificar cinco disparos en la galería de tiro de una pistolas Star Mod. 28 PK grabado desde fuera. 2^{do}. experimento.

Volviendo a recordar que la función de clasificación es la salida más activa y que la salida de las neuronas es una estimación de pertenencia, podemos utilizar los datos mostrados en las Figuras 8.8 y 8.9 para calcular la probabilidad a posteriori de pertenencia. Dichos datos figuran en las Tablas 8.6 y 8.7.

	Disparo1	Disparo2	Disparo3	Disparo4	Disparo5	Promedio
Pistola	72 %	41 %	55 %	58 %	57 %	57 %
Revólver	28 %	59 %	45 %	42 %	43 %	43 %

Tabla 8.6. Probabilidad de pertenencia. 1^{er}. experimento.

	Disparo1	Disparo2	Disparo3	Disparo4	Disparo5	Promedio
Pistola	38 %	13 %	16 %	19 %	23 %	22 %
Revólver	62 %	87 %	84 %	81 %	77 %	78 %

Tabla 8.7. Probabilidad de pertenencia. 2^{do}. experimento.

La probabilidad a posteriori de pertenencia a una clase en ambos experimentos, en promedio, no es elevada; no supera el 80 %, por lo que podríamos clasificar estos disparos como "dudosos" o "ambiguos".

Estos resultados eran de esperar, pues la galería de tiro está insonorizada y por lo tanto las grabaciones desde otro recinto corresponden a sonidos muy distorsionados. En cualquier caso lo que podemos afirmar es que no ha sido emitido por una escopeta. Posiblemente si se utilizaran los disparos grabados en el interior y en el exterior y en diferentes entornos para ajustar los pesos y las bias de la red neuronal, los resultados obtenidos serían mejores.

l) Disparo producido en el exterior realizando la grabación en el interior

Otro de los experimentos que hemos realizado es la grabación de cinco disparos producidos en la galería exterior pero grabados desde un soportal o "colgadizo" (Tabla E2.11 del Apéndice E). El arma que se utilizó fue una pistola Star Mod. 28 PK no identificada. La tasa de aciertos en todos los experimentos ha sido del 100% incluso utilizando para entrenar el conjunto de disparos con los que habíamos obtenido peores resultados. La Figura 8.10 muestra los resultados de uno de los experimentos.

```

porcentaje_micro3 =
  100

result =
  1  1  1  1  1

>> valor
valor =
  0,9994  0,9988  0,9990  0,9986  0,9994
  0,0002  0,0002  0,0003  0,0005  0,0002
  0,0001  0,0002  0,0002  0,0002  0,0002
    
```

Figura 8.10. Resultados para identificar un disparo en la galería exterior de una pistola Star Mod. 28 PK grabado desde el "colgadizo".

Se observa además que la tasa de aciertos es con una certeza de más del 99%.

m) Disparo grabado con un casete en una cinta de audio

Los disparos utilizados para identificar la munición (Apéndice E4) los hemos grabado simultáneamente en el minidisc y en una cinta de casete, para probar si en un disparo grabado en este último medio podemos identificar el arma. Con los disparos grabados en cinta hemos seguido el mismo tratamiento que con los grabados en el minidisc, es decir, pasar a disco duro, aislar manualmente, utilizar detector de bordes, etc., pero en este caso adicionalmente hemos utilizado un filtro para eliminar parte del ruido.

Para entrenar la red neuronal hemos utilizado los disparos de las Tabla E4.1 y E4.2 del Apéndice E, quitando aquellos que vamos a usar para probar. Hemos utilizado una red para clasificar entre pistola y revólver con una arquitectura del tipo 15x6x2 y funciones sigmoideas.

Se ha probado con veinte disparos de pistola y veinticuatro de revólver. La tasa de aciertos ha sido del 100%. Las probabilidades a posteriori de pertenencia promedio para los disparos de pistola y de revólver se muestran en la Tabla 8.8.

Probabilidad de pertenencia para disparos de pistola		Probabilidad de pertenencia para disparos de revólver	
Pistola	99,49 %	Pistola	0,11 %
Revólver	0,50 %	Revólver	99,88 %

Tabla 8.8. Probabilidad de pertenencia para disparos grabados en una cinta de casete.

Este resultado es muy positivo, pues podríamos llegar a identificar sonidos grabados con un medio de grabación de escasas prestaciones.

n) Disparo grabado mediante una cámara de vídeo

Otro de los experimentos que hemos realizado ha sido grabar los disparos con el micrófono de una cámara de vídeo y pasados a disco duro haciendo uso de la tarjeta de sonido. En concreto, hemos registrado disparos de la pistola Star Mod. 28 PK con munición 9 mm P Semiblandada y con el revólver Astra Mod. 960 - 4" con munición .38 Special Semiblandada.

Utilizando para entrenar los disparos de las tablas la Tabla E1.6, E1.7 y E1.8 del Apéndice E, la tasa de aciertos obtenida ha sido del 100%. También, observando los resultados del apartado n), hemos utilizado la grabación de esos disparos del vídeo y los resultados obtenidos son idénticos a los conseguidos mediante el micrófono de altas prestaciones, esto es, los clasifica como revólver.

o) Identificación del arma utilizando munición diferente para entrenar y para probar

A continuación nos planteamos utilizar los disparos de la Tabla E1.6, E1.7 y E1.8 del Apéndice E para entrenar y los de la Tabla E4.1 y E4.2 del apéndice E para probar. De esta forma vamos a comprobar si la red es capaz de identificar el arma, trabajando con municiones diferentes.

Se han obtenido los resultados que se muestran en la Tabla 8.9.

	Disparos para identificar							
	Disparos de pistola				Disparos de revólver			
Código Munición	31	32	33	34	41	42	43	44
Tasa de aciertos	91,7 %	0,0 %	87,8 %	97,9 %	53,5 %	100 %	97,9 %	100 %

Tabla 8.9. Identificación del arma usando munición no utilizada para entrenar la red.

Se observa que para determinada munición, como es la subsónica, la red no sería capaz de identificar el arma; con las otras municiones se alcanza una tasa de aciertos aceptable, esto es debido a que esta última munición se aproxima más a la utilizada para entrenar la red.

Hemos realizado también la prueba con los disparos de la Tabla E2.12 del Apéndice E; en este caso hemos utilizado para la pistola munición de diferente año a la que se utilizó para entrenar y en el caso de la escopeta diferente cartucho. La tasa de aciertos ha sido del 100%.

p) Identificación de un arma con silenciador

Un estudio que resultaría muy interesante sería hacer un análisis de los disparos emitidos por diferentes armas utilizando silenciadores. Debido a la dificultad de conseguir silenciadores que se puedan acoplar a las distintas armas, sólo hemos podido utilizar un silenciador para un rifle y consecuentemente las conclusiones que podemos deducir son escasas, ya que este arma no era una de las clases definidas (Tabla E3.1 del Apéndice E). A pesar de ello hemos deseado comprobar cómo lo identificaría y resulta que con o sin silenciador y con diferente munición, siempre lo identifica como revólver y con una tasa de certeza del 100%.

q) Identificación de armas no clasificadas

Otra de las grabaciones se ha realizado con subfusil Star Z70 definidas (Tabla E3.2 del Apéndice E); este arma no corresponde a ninguna de las clases utilizadas en todo el estudio y deseamos conocer como qué arma lo clasifica. El resultado obtenido es que la clasifica como si fuera un revólver con una tasa de certeza de prácticamente el 100%.

Estudio idéntico se ha realizado con la pistola Astra Modelo 7000 calibre 22 definidas (Tabla E3.2 del Apéndice E) utilizando la misma munición que con el rifle, Santa Bárbara y 22 subsónica, y al igual que en el caso anterior clasifica al arma como revólver con una tasa de certeza muy elevada.

Hay que resaltar que la munición utilizada ha sido .22 (Apéndice C2) que es diferente a la que se usó con otras pistolas, por ello la pistola Astra Modelo 7000 no la clasifica correctamente. Pensamos que ocurre lo mismo con el subfusil del experimento anterior, que no se clasifica como escopeta, que era lo que se podía esperar al tratarse de un arma larga.

8.2.1.2.- ESTUDIO REALIZADO EN LA GALERÍA EXTERIOR

El estudio que acabamos de realizar para las armas en la galería interior de tiro lo vamos a repetir con los disparos grabados en la galería exterior de la Escuela de Policía (Tablas E1.1 a E1.5 del apéndice E). En este caso vamos a utilizar disparos de cinco armas diferentes y por tanto vamos a tener cinco neuronas en la capa de salida; la activación de cada neurona identifica un arma (1 pistola, 2 revólver, 3 escopeta, 4 fusil y 5 cetme). Hemos considerado una red perceptrón con ocho neuronas en la capa oculta, es decir hemos utilizado la arquitectura 15x8x5. De la misma forma que antes, utilizaremos dos armas de cada tipo de arma para entrenar y la restante para probar y por consiguiente realizaremos 5^3 experimentos y consideraremos para cada uno 12 tareas. Realizaremos el promedio quitando los dos experimentos extremo, mejor y peor resultado, y de los que tendremos en cuenta quitaremos las dos tareas que proporcionan

mayor y menor tasa de aciertos. Con ello obtenemos el promedio de porcentaje de aciertos mostrado en la siguiente tabla.

		Arma para identificar					
		Pistola	Revólver	Escopeta	Fusil	Cetme	Promedio
Tasa de aciertos		100 %	96,25 %	95,5 %	82,5 %	97,5 %	94,35 %

Tabla 8.10. Tasa de aciertos promedio en la galería Exterior de la Escuela de Policía.

También se han utilizado los disparos de las Tablas E2.13, E2.14 y E2.15 del Apéndice E para hacer experimentos similares a los presentados en el apartado anterior: estudio de la dependencia de la posición del micrófono, identificación de otros modelos de armas, identificación de armas con otra munición, etc. y se ha llegado ha resultados similares

8.2.1.3.- ESTUDIO REALIZADO EN UNA HABITACIÓN

El mismo estudio realizado en el punto 8.2.1.1 lo hemos realizado en este otro entorno (Tablas E1.14 a E1.16 del Apéndice E). De forma absoluta los resultados obtenidos han sido mejores que los de la galería de tiro, pues hemos obtenido el 100% de aciertos. Sin embargo con estos resultados no podemos generalizar, ya que en este caso hemos utilizado un número de muestras considerablemente menor, tanto para entrenar como para validar. Incluso tenemos que decir que la identificación de la escopeta no es significativa, pues por problemas de traslado de armas sólo hemos podido utilizar una escopeta y realizar diez disparos (5 con cartuchos de postas y 5 de perdigón), de los cuales hemos tenido que utilizar 3 de cada munición para entrenar y 2 para probar, todos ellos generados por la misma escopeta, ya que no teníamos grabaciones de más escopetas, por problemas de traslado de armas y munición a dicho habitáculo.

En la Figura 8.11 presentamos la salida del programa de uno de dichos experimentos en el que hemos probado con 20 disparos de pistola y revólver y 4 de escopeta. Se observa que el porcentaje de aciertos ha sido del 100%.

```

porcentaje1 =
100

porcentaje_pistolal =
100

porcentaje_revolverl =
100

porcentaje_escopetal =
100

>> result
result =
Columns 1 through 12
1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
Columns 13 through 24
1 1 1 1 1 1 1 1 2 2 2 2
Columns 25 through 36
2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2
Columns 37 through 44
2 2 2 2 3 3 3 3
    
```

Figura 8.11. Salida del programa (porcentaje de aciertos y neurona ganadora) de uno de los experimentos realizado en la habitación.

Mostramos la Figura 8.12 para resaltar el grado de certeza en la identificación. Partiendo de estos datos hemos construido la Tabla 8.11 en la que mostramos el promedio de probabilidad a posteriori de pertenencia.

0.9997	0.9996	0.9997	0.9998	0.9997	0.9997	0.9994
0.0002	0.0005	0.0004	0.0001	0.0000	0.0001	0.0002
0.0072	0.0034	0.0040	0.0056	0.0048	0.0078	0.0092
Columns 8 through 14						
0.9996	0.9998	0.9997	0.9983	0.9987	0.9976	0.9988
0.0040	0.0013	0.0011	0.0022	0.0026	0.0079	0.0076
0.0081	0.0050	0.0065	0.0177	0.0096	0.0052	0.0034
Columns 15 through 21						
0.9976	0.9974	0.9993	0.9985	0.9986	0.9991	0.0007
0.0063	0.0011	0.0011	0.0064	0.0064	0.0052	0.9988
0.0069	0.0062	0.0037	0.0062	0.0061	0.0049	0.0047
Columns 22 through 28						
0.0010	0.0009	0.0005	0.0012	0.0009	0.0006	0.0005
0.9969	0.9950	0.9877	0.9861	0.9869	0.9863	0.9970
0.0025	0.0080	0.0034	0.0030	0.0047	0.0069	0.0066
Columns 29 through 35						
0.0009	0.0004	0.0015	0.0019	0.0025	0.0025	0.0131
0.9955	0.9985	0.9848	0.9850	0.9879	0.9918	0.9730
0.0064	0.0011	0.0035	0.0023	0.0070	0.0041	0.0038
Columns 36 through 42						
0.0097	0.0025	0.0020	0.0010	0.0026	0.0218	0.0218
0.9850	0.9778	0.9861	0.9844	0.9736	0.1283	0.1283
0.0490	0.0179	0.0090	0.0043	0.0192	0.9294	0.9294
Columns 43 through 44						
0.0019	0.0019					
0.0258	0.0258					
0.9967	0.9967					

Figura 8.12. Salida del programa (valores que toman las neuronas de la capa de salida) de uno de los experimentos realizado en la habitación.

Valor promedio de la probabilidad a posteriori de pertenencia			
	Pistola	Revólver	Escopeta
Pistola	98,87 %	0,46 %	0,67 %
Revólver	0,23 %	98,83 %	0,94 %
Escopeta	2,01 %	12,40 %	85,59 %

Tabla 8.11. Tasa de certeza.

A continuación nos planteamos realizar unos experimentos:

a) Utilizar para entrenar los disparos grabados en la galería interior de tiro y para reconocer los grabados en la habitación, teniendo en cuenta que la munición ha sido la misma salvo para la escopeta, en la que hemos utilizado postas de diferente año.

La tasa de aciertos es del 100%.

b) Utilizar para entrenar los disparos grabados en la habitación y para reconocer todos los disparos grabados en la galería de tiro. Se han realizado diferentes experimentos utilizando diferentes conjuntos de disparos para entrenar y la tasa de aciertos disminuye respecto al caso anterior como se aprecia en la Tabla 8.12 donde mostramos el valor promedio.

Los errores han sido debidos a identificaciones de revólver y escopeta como si fueran pistolas. Esto puede ser debido a que en el entrenamiento no hemos podido utilizar el mismo número de muestras de disparos para las diferentes clases; en concreto hemos usado muchos más disparos de pistola que de otras armas y como consecuencia la red aprende más este tipo de disparos.

Disparos para identificar				
	Pistola	Revólver	Escopeta	Promedio
Tasa de aciertos	100 %	91,67 %	98,2 %	96,62 %

Tabla 8.12. Tasa de aciertos para las distintas armas y valor promedio.

c) Probar con los disparos emitidos por la pistola Star 9 Corto (Tabla E2.16) y fueron clasificados como pistola con tasa de aciertos del 100%.

8.2.1.4.- ESTUDIO REALIZADO EN EL CAMPO

En este caso nunca llegamos a aplicar el método por bandas ya que a la vista de los resultados obtenidos en la galería exterior, tasa de aciertos relativamente baja, hemos considerado más oportuno pasar directamente al método espectrograma que se presenta en el próximo apartado.

8.2.2.- MÉTODO ESPECTROGRAMA

A la vista de que los resultados obtenidos en el exterior, trabajando por el método por bandas, no son óptimos, nos planteamos para hacer el estudio en este entorno utilizar otro método. El algoritmo *spectrogram* calcula el espectrograma de una señal dada extrayendo segmentos, solapados o sin solapar, de la señal. La extracción de segmentos es matemáticamente equivalente a aplicar una ventana de una determinada anchura, es decir, de un número determinado de muestras, con o sin solapamiento.

Para determinar de qué ancho deben de ser las ventanas, previamente hemos realizado un estudio de la duración de los disparos en los diferentes medios, obteniendo (Tablas 5.9, 5.10, 5.11 y 5.12 de Capítulo V) que el valor promedio de la señal de disparo recortada es: entorno0 (galería exterior) 1932 muestras (43,81 ms), entorno1 (galería de tiro) 22910 muestras (519,49 ms), entorno2 (campo) 2164 muestras (49,08 ms) y en entorno3 (habitación) 18235 muestras (413,5 ms).

Como la duración de los disparos no es la misma, ni aun en el caso de estar en el mismo entorno, nos planteamos desglosar este estudio en dos apartados: trabajar sin normalización en el tiempo y con normalización en el tiempo. Sin normalización significa que vamos a utilizar número de ventanas y solapamiento fijo. La normalización en el tiempo la podemos conseguir, o bien trabajando con número de ventanas fijo y solapamiento variable, o bien con tamaño de ventana variable y

solapamiento fijo. Hemos optado, por sencillez, por trabajar en este último apartado con número de ventanas fijo y solapamiento variable.

Ahora bien, por medio del espectrograma vamos a hacer un estudio de hasta qué frecuencia deberíamos tener en cuenta, pues si la señal no tiene componentes espectrales por encima de una determinada frecuencia no tendría sentido utilizar ese rango de frecuencias como entrada a la red.

En las siguientes figuras mostramos los espectrogramas de diferentes disparos: el espectrograma en dos dimensiones, el tridimensional normalizado y las curvas de nivel correspondientes a este último, que es donde mejor se aprecia el intervalo donde hay componentes espectrales.

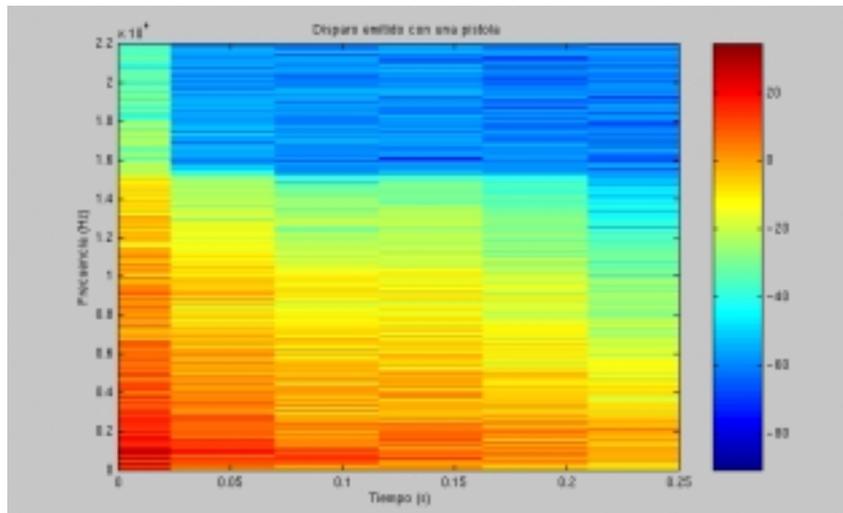


Figura 8.13. Espectrograma de un disparo emitido con una pistola.

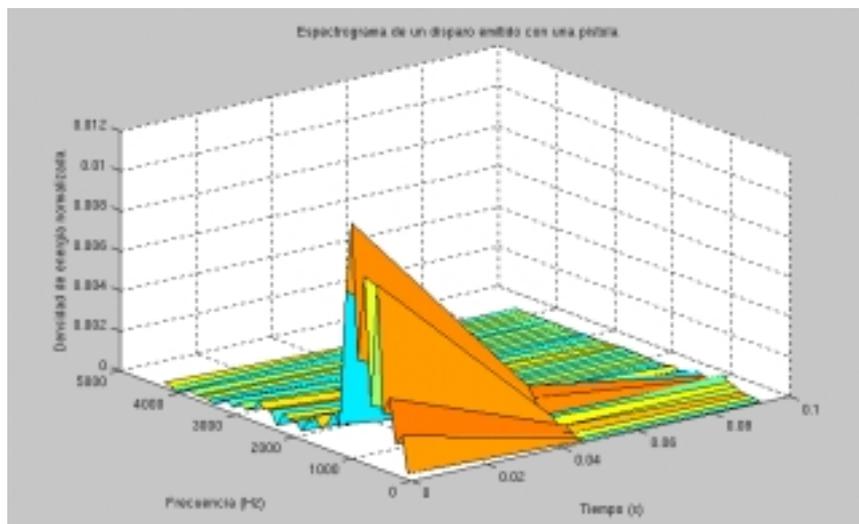


Figura 8.14. Espectrograma tridimensional normalizado de un disparo emitido por una pistola.

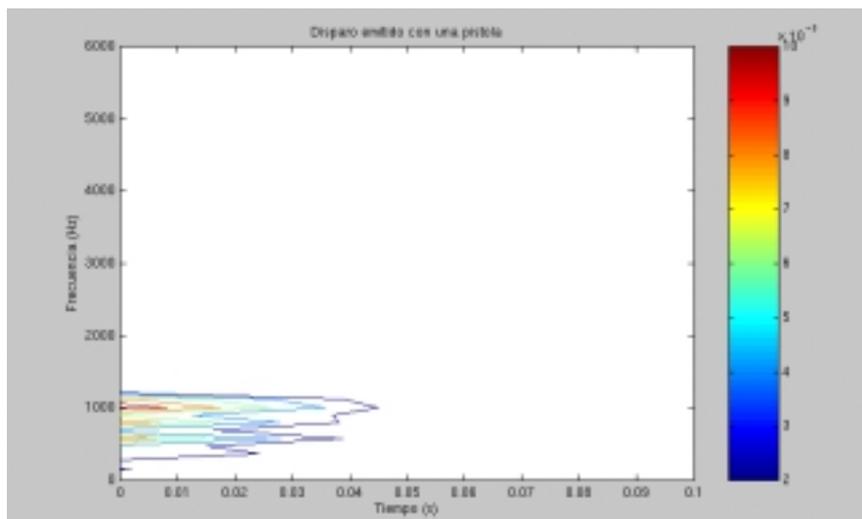


Figura 8.15. Curvas de nivel del espectrograma normalizado de un disparo emitido por una pistola.

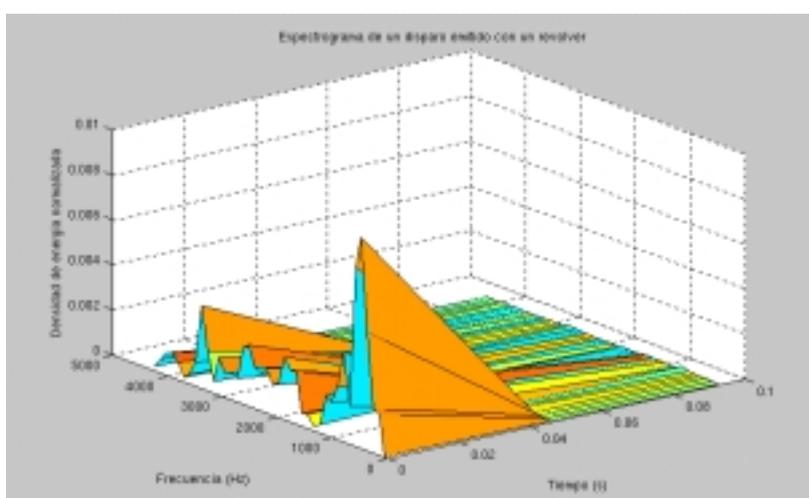


Figura 8.16. Espectrograma tridimensional normalizado de un disparo emitido por un revólver.

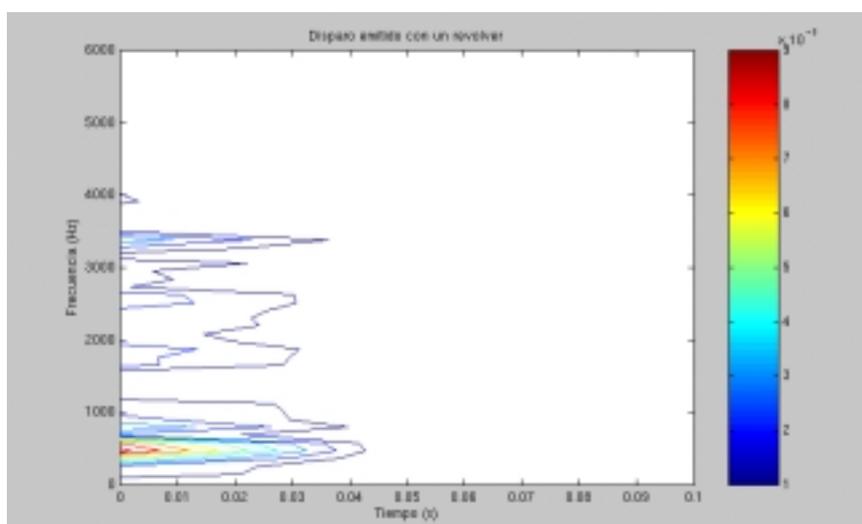


Figura 8.17. Curvas de nivel del espectrograma normalizado de un disparo emitido por un revólver.

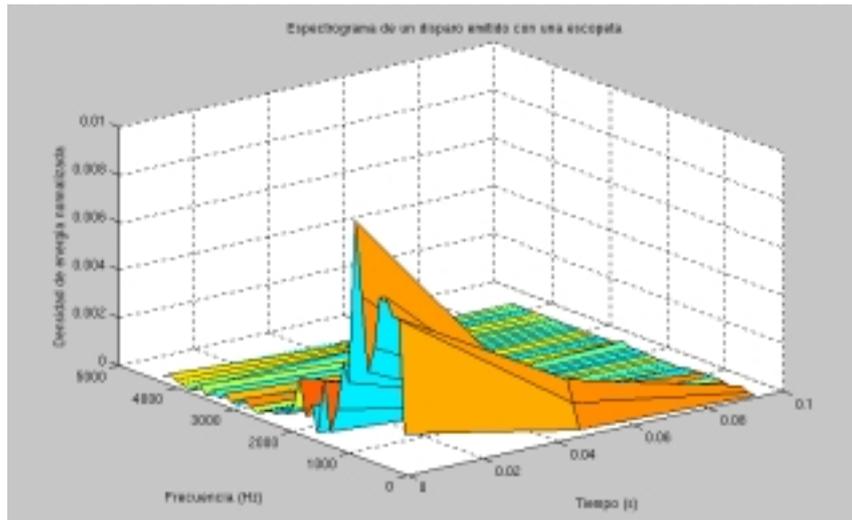


Figura 8.18. Espectrograma tridimensional normalizado de un disparo emitido por una escopeta.

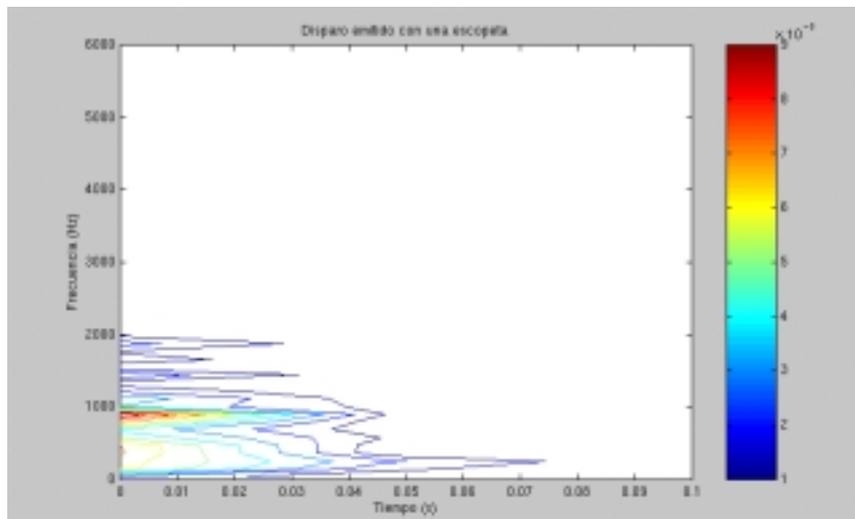


Figura 8.19. Curvas de nivel del espectrograma normalizado de un disparo emitido por una escopeta.

Hemos realizado el mismo estudio para las otras armas y obtenemos resultados similares, es decir, que sólo en la zona baja del mapa de frecuencias los disparos tienen componentes espectrales significativas, por lo que basta con hacer un estudio del espectrograma en esta zona.

Pasemos pues a ver los resultados obtenidos, con los disparos grabados en la galería exterior de tiro, es decir, con los disparos referenciados en las Tablas E1.1, E1.2, E1.3, E1.4, E1.5 y E1.6, trabajando con diferente número de ventanas y solapamiento variable. Seguiremos utilizando dos de las tres armas de cada tipo para entrenar y la otra para probar.

8.2.2.1- NÚMERO DE VENTANAS Y SOLAPAMIENTO FIJO

Trabajar con número de ventanas y solapamiento fijo equivale a tener en cuenta solamente parte de la señal, esto es, el ancho de la ventana multiplicado por el número de ventanas, y no tendríamos en cuenta para nada la normalización en el tiempo. A pesar de esta pérdida de parte de la señal, nos planteamos hacer el estudio, pensando la posibilidad de que la señal lleve toda, o la mayor parte de la información, al comienzo de la misma.

Vamos a realizar una serie de experimentos:

a) Utilizar dos ventanas hamming sin solapar de 512 muestras

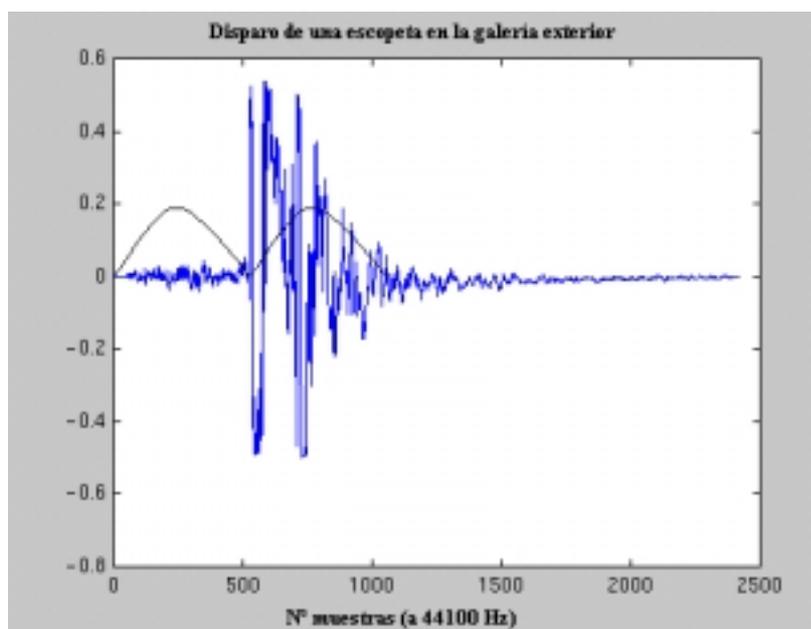


Figura 8.20. Señal de disparo de una pistola grabada en la galería exterior.

Como la longitud de la FFT no puede ser menor que la longitud de la ventana, lo que vamos a tener en este caso es la transformada de Fourier discreta calculada en 512 puntos y por la simetría del módulo, obtendríamos 257 coeficientes correspondientes a la densidad espectral entre 0 y $f_m/2$, es decir, entre 0 y la frecuencia de Nyquist.

El siguiente planteamiento es hacer agrupaciones por bandas para no tener para cada ventana 257 entradas a la red. El agrupamiento lo vamos a hacer utilizando escala lineal aunque podríamos usar otra escala, como la logarítmica o la de Mel.

A la vista de los resultados presentados en el apartado anterior nos planteamos sólo tener en cuenta el rango de frecuencias entre 0 y 6000 Hz, e incluso podríamos utilizar otro inferior.

Como estamos trabajando con ventanas de 512 puntos, al coeficiente 257 le corresponderían 44100/2 Hz y como nos interesa tener en cuenta sólo frecuencias por debajo de 6000 Hz tendríamos que considerar solamente hasta el coeficiente 60 del vector de frecuencias (F_{60}), al que le corresponderían 5.233 Hz.

Con esto, tendríamos que tener para cada ventana 60 entradas a la red. Para evitar sobredimensionar la red neuronal con tantas entradas haremos un nuevo agrupamiento en el rango de frecuencias; así si hacemos un agrupamiento de 6 en 6 coeficientes reduciríamos a la sexta parte la dimensión de la capa de entrada de la red, o sea, tendríamos una capa de entrada de 20 neuronas, 10 por cada ventana.

Tenemos por tanto 20 neuronas en la capa de entrada y vamos a mantener 8 en la capa oculta y 5 en la de salida.

Con 8 neuronas obtenemos unos resultados malos (Tabla 8.13), en concreto una tasa de aciertos del 70,16%. Incluso muchas veces la red llega a alcanzar el mínimo gradiente ($1e-10$) sin llegar al mínimo error ($1e-3$).

Disparos para identificar el arma						
	Pistola	Revólver	Escopeta	Fusil	Cetme	Promedio
Tasa de aciertos	84 %	91,5 %	52,3 %	64 %	69 %	72,16 %

Tabla 8.13. Identificación por el método espectrograma trabajando con una red de 20x8x5 en un rango de frecuencias de 0 a 5.233 Hz.

Nos planteamos por tanto una variante de red y fue utilizar 12 neuronas en la capa oculta y disminuir el gradiente, con intención de mejorar el comportamiento de la red, pero lo que obtuvimos fueron resultados más o menos similares a los anteriores.

b) Utilizar una ventana hamming sin solapar de 1024 muestras

Al utilizar ventanas de 1024 muestras y estar realizando experimentos en el exterior, donde la duración en promedio de un disparo es de 43 ms (menos de 2000 muestras), vamos a tener en cuenta una sola ventana y por tanto podemos pensar de antemano que no vamos a conseguir resultados mejores que los obtenidos por el método de bandas.

Inicialmente vamos a tener en cuenta los 200 primeros coeficientes del vector de frecuencia, por lo que estaríamos haciendo el estudio hasta los 8600 Hz, y aquí vamos a hacer agrupaciones (de 20 en 20) para llegar a tener solamente 10 datos de entrada a la red. La Tabla 8.14 muestra la equivalencia entre los coeficientes del vector de frecuencias y la frecuencia de comienzo de cada rango.

Coeficiente del vector de frecuencias	F_1	F_2	F_3	...	F_{513}
Frecuencia	0 Hz	43,06 Hz	86,13 Hz	...	22.050 Hz

Tabla 8.14. Equivalencias entre el coeficiente del vector de frecuencias y la frecuencia de comienzo de cada rango al trabajar con ventanas de 1024 muestras.

Al hacer una agrupación de 20 en 20 obtendríamos 10 valores de entrada, o lo que es equivalente, un vector de 10 componentes. Cada componente corresponde a la frecuencia del punto medio de los 20 intervalos agrupados y la densidad espectral sería la suma de las densidades. La tabla 8.15 muestra la equivalencia entre componentes de vector de entrada y la frecuencia del punto medio del intervalo.

Componente del vector de entrada	1	2	3	...	10
Frecuencia del punto medio	F_{11}	F_{31}	F_{51}	...	F_{191}
	431 Hz	1292 Hz	2153 Hz	...	8183 Hz

Tabla 8.15. Equivalencias entre el coeficiente del vector de frecuencias y la frecuencia del punto medio al trabajar con ventanas de 1024 muestras y hacer agrupaciones de 20 en 20.

Como ya hemos comentado, todas las armas tienen la máxima densidad espectral entre 1 y 2000 Hz y solamente el revólver tiene frecuencias alrededor de los 4000 Hz. Por ello se prevé que los resultados que vamos a obtener no sean con alta tasa de aciertos, pues simplemente al representar con un gráfico de columnas los vectores de entrada a la red para las distintas armas se observa que son muy similares, tal como se aprecia en las Figuras 8.21 a 8.25.

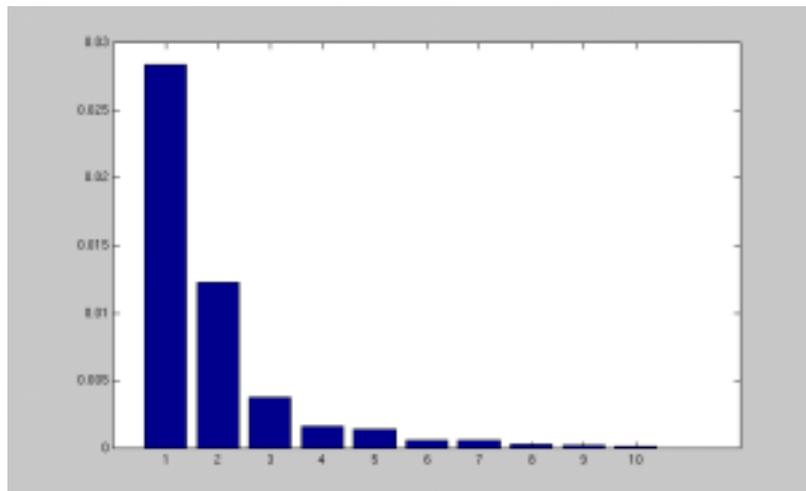


Figura 8.21. Vector característico para la pistola (0-8656 Hz).

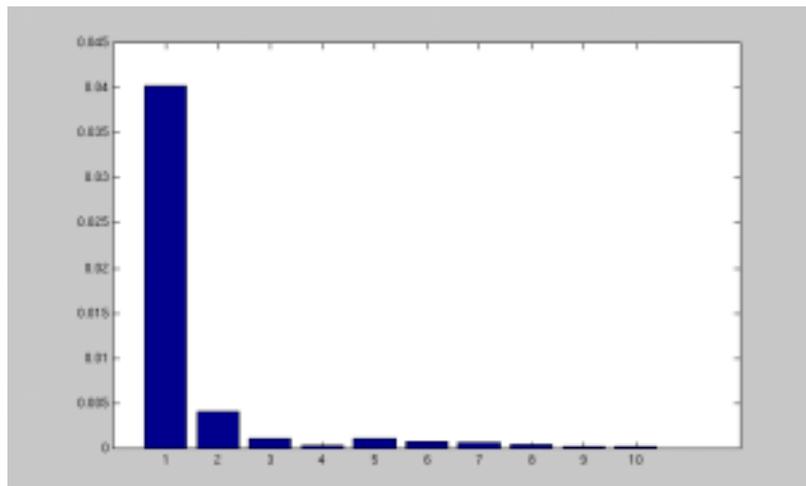


Figura 8.22. Vector característico para el revólver (0-8656 Hz).

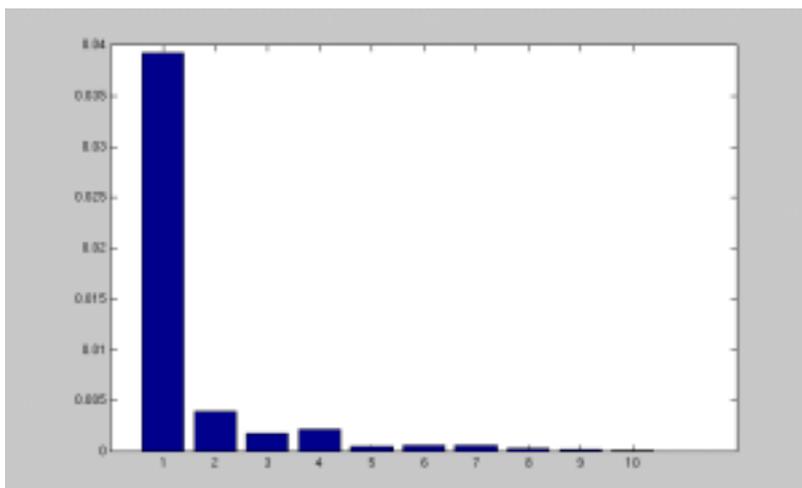


Figura 8.23. Vector característico para la escopeta (0-8656 Hz).

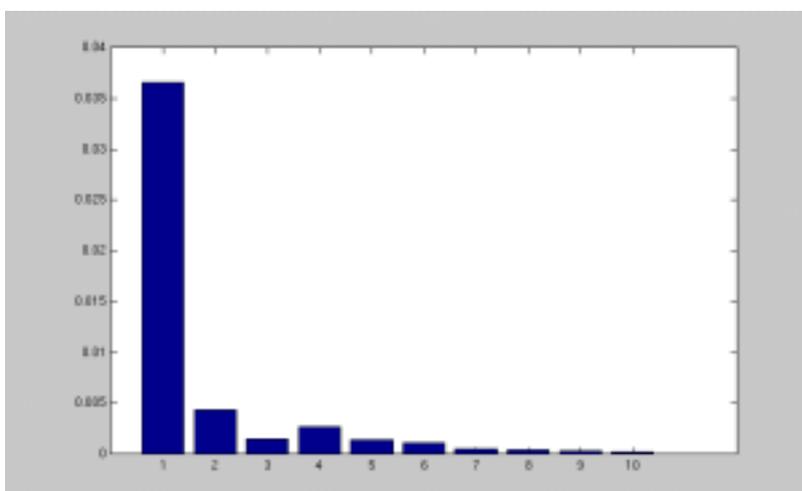


Figura 8.24. Vector característico para el fusil (0-8656 Hz).

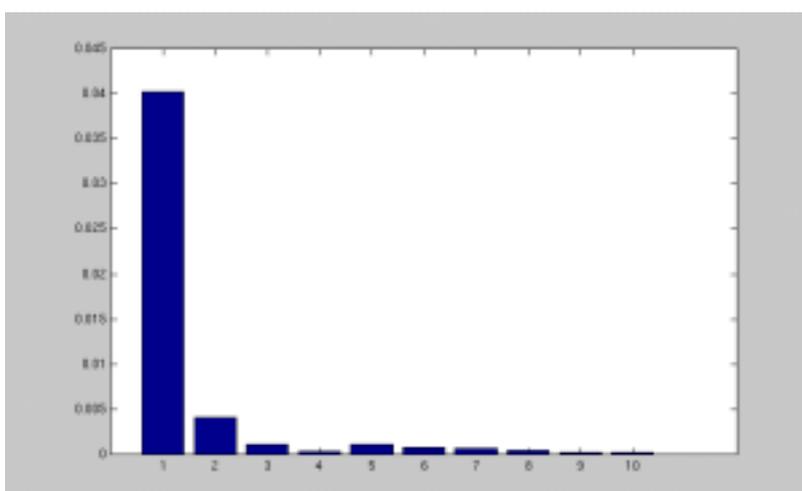


Figura 8.25. Vector característico para el cetme (0-8656 Hz).

A la vista de las figuras anteriores decidimos utilizar solamente hasta el coeficiente 100 del vector de frecuencias, lo que sería equivalente a decir que realizaremos el estudio en el rango de frecuencias 0 a 4350 Hz. Trabajaremos con agrupaciones de 10 intervalos. Teniendo en cuenta estas consideraciones si volvemos a representar el vector característico para las diferentes armas obtendríamos las Figuras 8.26 a 8.30.

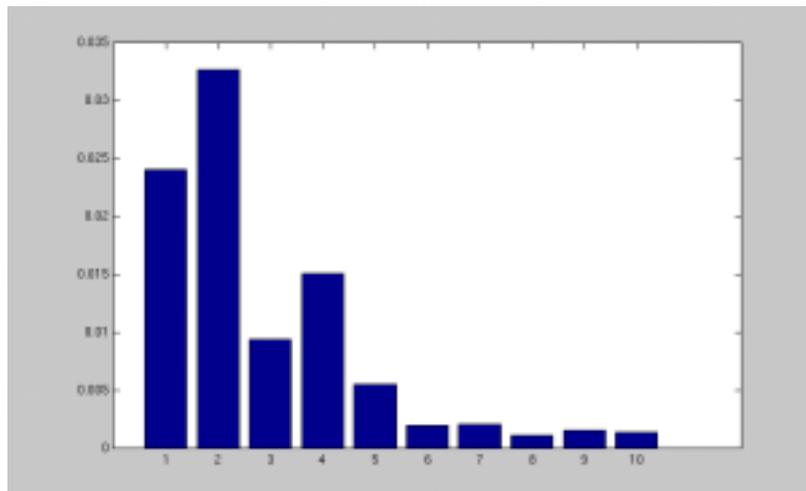


Figura 8.26. Vector característico para la pistola (0-4350 Hz).

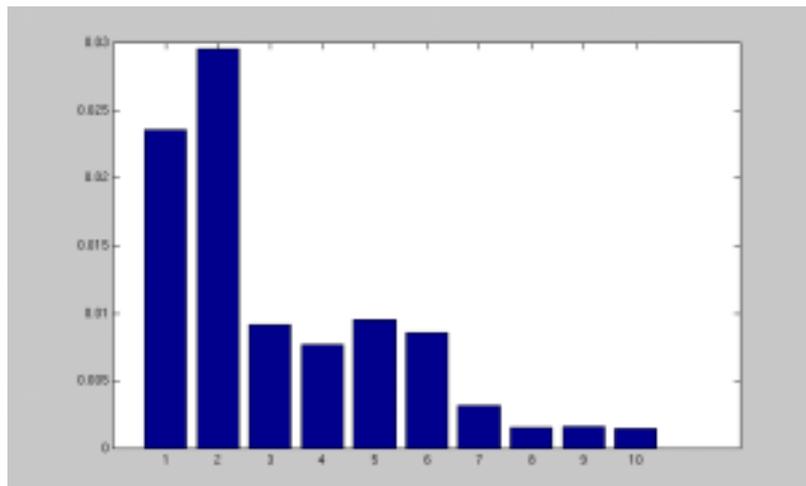


Figura 8.27. Vector característico para el revólver (0-4350 Hz).

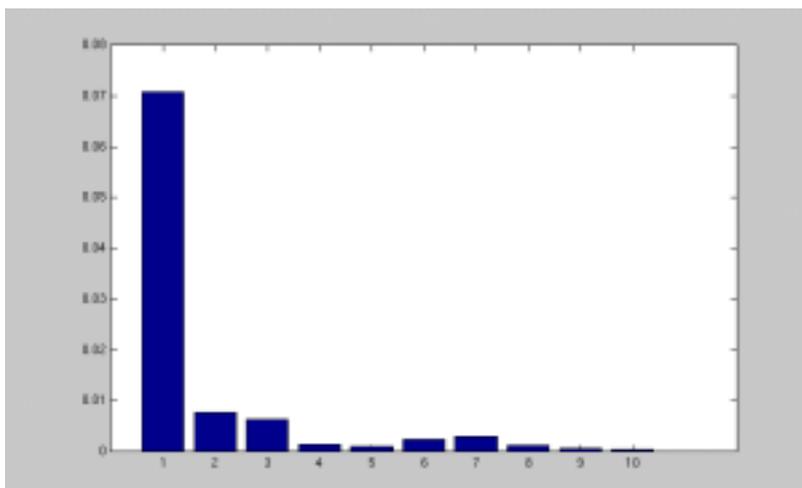


Figura 8.28. Vector característico para la escopeta (0-4350 Hz).

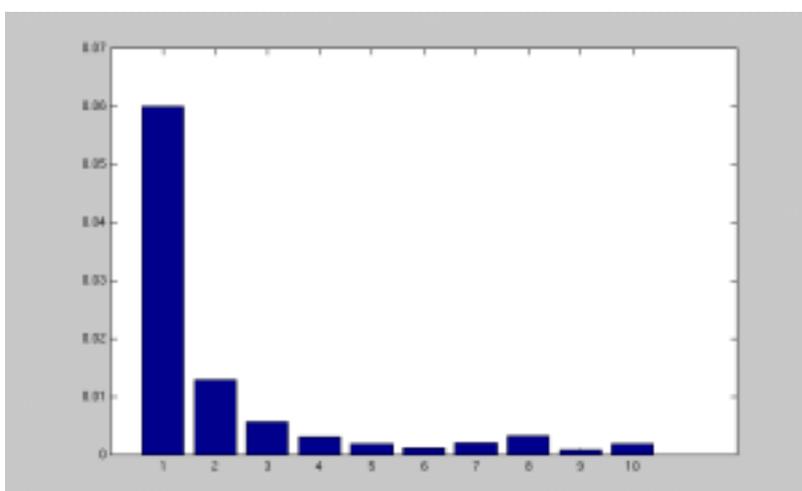


Figura 8.29. Vector característico para el fusil (0-4350 Hz).

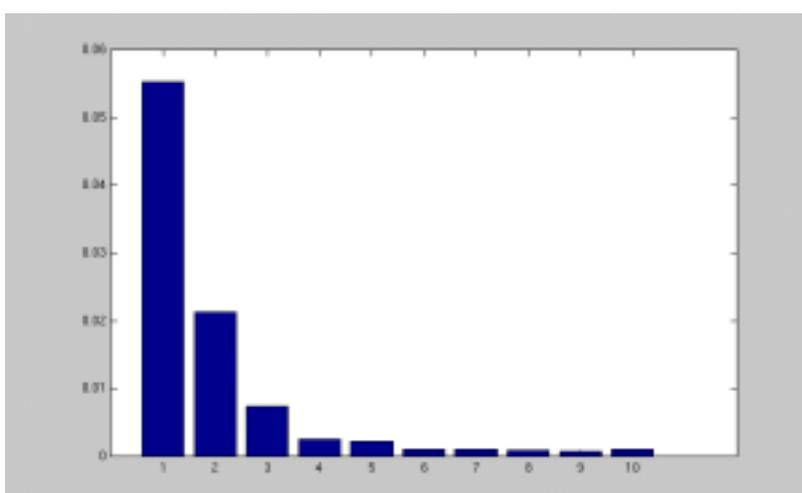


Figura 8.30. Vector característico para el cetme (0-4350 Hz).

En estas nuevas gráficas podemos observar que la densidad espectral para las armas largas (escopeta, fusil y cetme) tienen la misma distribución; este resultado podríamos utilizarlo para diferenciar entre arma larga y corta.

Eligiendo una red con 6 neuronas en la capa oculta y promediando en todos los experimentos obtenemos los resultados de la Tabla 8.16.

Disparos para identificar el arma						
	Pistola	Revólver	Escopeta	Fusil	Cetme	Promedio
Tasa de aciertos	99 %	92 %	90 %	82 %	100 %	92,6 %

Tabla 8.16. Identificación por el método espectrograma trabajando con una red de 10x6x5 en un rango de frecuencias de 0 a 4350 Hz.

A la vista de que los resultados no son buenos nos planteamos seguir utilizando 1024 muestras, los 100 primeros coeficientes, pero hacemos agrupaciones de 4 intervalos y así tendríamos un vector de entrada de 25 componentes.

La tasa de aciertos promedio de todos los experimentos realizados la mostramos en la Tabla 8.17. Se observa que ha aumentado el valor promedio, pero al hacer este ajuste más fino resulta que no seríamos capaces de diferenciar entre arma larga y corta, ya que los errores al identificar el revólver son debidos a que identifica este arma como pistola, pero los errores del fusil son debidos a identificarlo en unas ocasiones como revólver y en otras como escopeta o cetme.

Disparos para identificar el arma						
	Pistola	Revólver	Escopeta	Fusil	Cetme	Promedio
Tasa de aciertos	100 %	93,75 %	100 %	72,5 %	100 %	93,25 %

Tabla 8.17. Identificación por el método espectrograma trabajando con una red de 10x8x5 en un rango de frecuencias de 0 a 4350 Hz.

Como los resultados son aún peores que los obtenidos por el método por bandas, seguimos haciendo experimentos y nos planteamos trabajar con 1024 muestras y utilizar solamente los primeros 40 coeficientes, rango de frecuencias de 0 a 1723 Hz y en este rango vamos a tener en cuenta 20 bandas, es decir, vamos a promediar de dos en dos.

Con una red 20x8x5 neuronas obtenemos los siguientes resultados:

Disparos para identificar el arma						
	Pistola	Revólver	Escopeta	Fusil	Cetme	Promedio
Tasa de aciertos	100 %	96 %	99 %	98,5 %	100 %	98,7 %

Tabla 8.18. Identificación por el método espectrograma trabajando con una red de 20x8x5 en un rango de frecuencias de 0 a 1723 Hz.

Se observa que la tasa de aciertos se ha incrementado y por ello pasamos a hacer un ajuste más fino: utilizar 1024 muestras, considerar los 40 primeros coeficientes y utilizar una red de 40x8x5 y posteriormente una de 40x15x5. El incremento en la tasa de aciertos no es relevante frente al aumento de complejidad de la red.

A la vista de los resultados nos planteamos hacer dos experimentos más:

- a) Poner más neuronas en la capa oculta, es decir, utilizar 20x12x5.
- b) Considerar otros 20 puntos más, es decir, un total de 30 bandas y con 12 neuronas en la capa oculta.

Se han obtenido buenos resultados pero muy próximos a los que habíamos obtenido con una ventana de 1024 puntos y una red de 20x8x5 por lo que descartamos esta nueva arquitectura.

Después de hacer otros experimentos, los mejores resultados obtenidos han sido utilizando una sola ventana de 1024 muestras, la densidad espectral en el rango de 0 a 1723 Hz y en este rango teniendo en cuenta 20 bandas y una red de 20x8x5, por ello, vamos a utilizar estas restricciones para trabajar con disparos grabados en el campo (disparos referenciados en las Tablas E1.9 a E1.13).

Los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 8.19. De cada arma hemos utilizado ocho disparos para entrenar y dos para validar, por eso al ser un número muy reducido de disparos la tasa de aciertos disminuye.

Disparos para identificar el arma						
	Pistola	Revólver	Escopeta	Fusil	Cetme	Promedio
Tasa de aciertos	98 %	97,5 %	78 %	100 %	100 %	94,7 %

Tabla 8.19. Identificación por el método espectrograma trabajando con una red de 20x8x5 en un rango de frecuencias de 0 a 1723 Hz.

8.2.2.2- NÚMERO DE VENTANAS FIJO Y SOLAPAMIENTO VARIABLE

En los casos anteriores hemos estado considerando solamente parte de la señal, ya que utilizábamos un número determinado de ventanas de un ancho fijo. Ahora nos planteamos utilizar un número determinado de ventanas pero con solapamiento variable, para abarcar toda la señal. Esto nos interesa sobre todo para poder tratar de la misma forma los disparos grabados en diferentes entornos, ya que hemos visto que la duración es significativamente diferente. Las Figuras 8.31 y 8.32 muestran cómo el solapamiento sería diferente para las distintas armas. Lo mismo pasaría si intentáramos trabajar a la vez con disparos grabados en el interior y en el exterior.

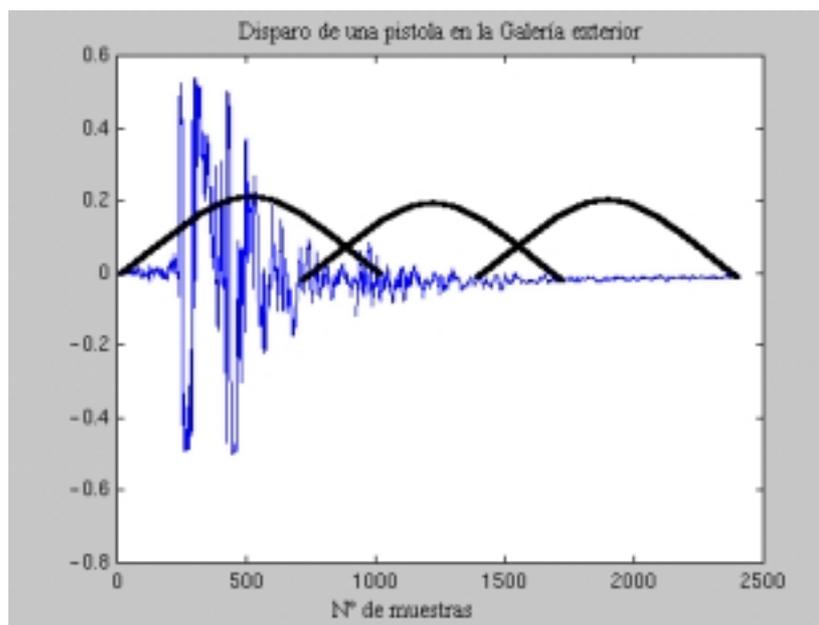


Figura 8.31. Solapamiento de tres ventanas para un disparo de pistola.

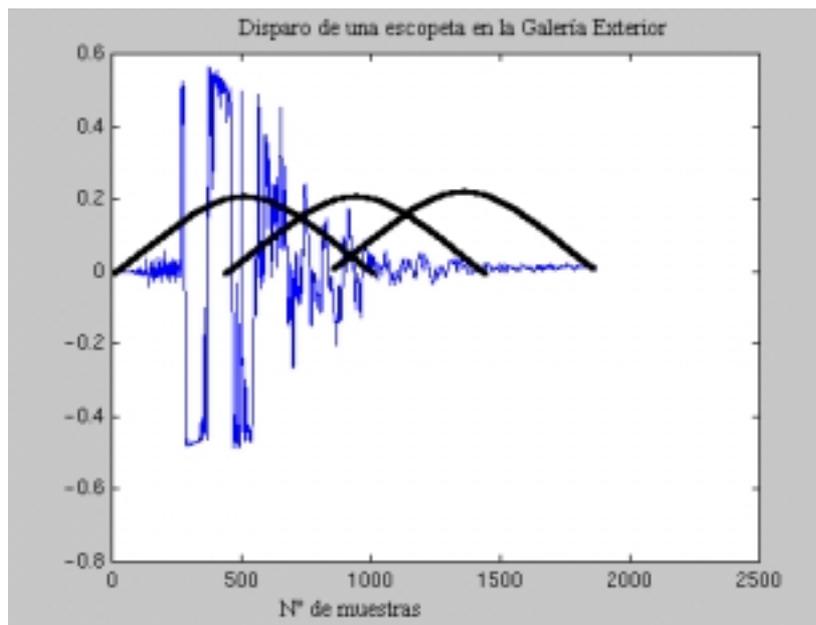


Figura 8.32. Solapamiento de tres ventanas para un disparo de escopeta.

Comenzaremos intentando diferenciar entre las distintas clases de armas utilizadas en la galería exterior de tiro.

Vamos a definir el solapamiento en función del ancho de la ventana, del número de ventanas y de la longitud del disparo una vez pasado el detector de bordes.

$$\text{Solapamiento} = \text{Entero}[(tv \cdot nv) - td] / (nv - 1)$$

donde, tv = tamaño de la ventana

nv = número de ventanas

td = tamaño del disparo recortado

En nuestro experimento hemos utilizado $tv=1024$ y $nv=4$. Además por los experimentos realizados anteriormente hemos tenido en cuenta la densidad espectral hasta 1765 Hz (F_{40}), por lo que para cada ventana teníamos inicialmente 40 coeficientes. Para evitar tantas neuronas en la capa de entrada hemos hecho agrupamiento de dos en dos y por lo tanto para cada ventana tenemos 20 valores. La arquitectura de red neuronal que hemos utilizado ha sido de $80 \times 40 \times 5$ y los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 8.20 y la Figura 8.33.

		Disparos para identificar el arma					
		Pistola	Revólver	Escopeta	Fusil	Cetme	Promedio
Tasa de aciertos		100 %	95,83 %	96,67 %	91,67 %	96,67 %	96,17 %

Tabla 8.20. Identificación por el método espectrograma trabajando con una red de 80x40x5 en un rango de frecuencias de 0 a 1723 Hz, utilizando 4 ventanas con solapamiento variable.

Los errores de identificación en el revólver han sido por identificarlo como pistola, los de la escopeta por considerarlo como de fusil, los de fusil por equivocarlo con cetme o escopeta y los del cetme por identificar el disparo como fusil. Estos resultados se muestran en la Figura 8.33.

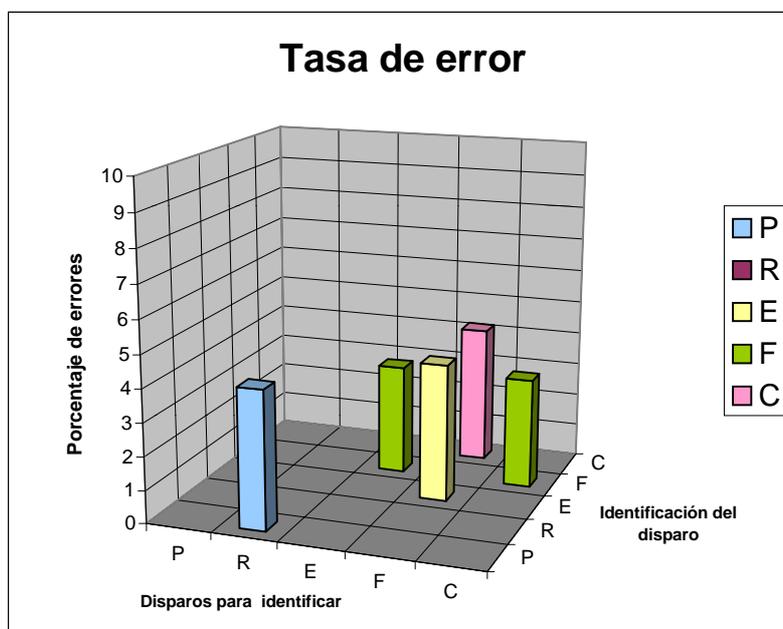


Figura 8.33. Tasa de error.

Es importante resaltar que los errores se cometen dentro de la clase arma corta y arma larga. Es decir, la red siempre sería capaz de diferenciar perfectamente entre arma larga y arma corta.

Con los disparos grabados en el campo (Tablas E1.9 a E1.13 del Apéndice E) hemos realizado un estudio similar al realizado en la galería exterior de tiro obteniendo aproximadamente los mismos resultados, pero no olvidando que el grado de generalización es menor, pues hemos trabajado con menor número de muestras tanto para entrenar como para probar.

8.3.- CLASIFICACIÓN DEL ARMA USANDO MAPAS AUTOORGANIZADOS

Se pretende usar un mapa autoorganizado (SOM), con el algoritmo de entrenamiento de Kohonen para reconocer el arma empleada en el disparo. En este sentido, este apartado lo dividiremos en bloques, uno en el que vamos a utilizar las características almacenadas en lo que hemos llamado método por banda y el otro el referido al espectrograma.

Trabajaremos con topología hexagonal y función de vecindad de tipo burbuja, aunque también se ha probado con topología rectangular y vecindad gaussiana.

8.3.1.- MÉTODO ENERGÍA POR BANDA

8.3.1.1.- ESTUDIO REALIZADO EN LA GALERÍA INTERIOR

En este caso, las clases de armas a reconocer son tres: pistola, revólver y escopeta. Empleando un mapa de 6x4 neuronas en el que se ha usado como datos de entrada la energía por banda de frecuencia, con 15 bandas, se obtiene una tasa de aciertos del 96,7%. Los resultados por arma se muestran la Tabla 8.21.

Disparo de arma para identificar				
	Pistola	Revólver	Escopeta	Promedio
Tasa de aciertos	100 %	99 %	90 %	96,7 %

Tabla 8.21. Tasa de generalización en el interior.

En la Figura 8.34 se presenta el correspondiente mapa, con las neuronas etiquetadas en función de la clase ganadora.

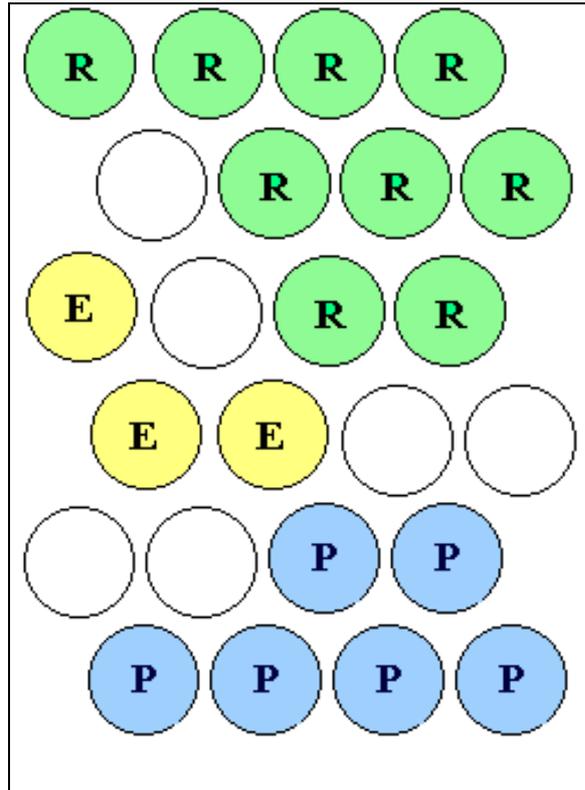


Figura 8.34. Mapa etiquetado para datos del interior.

8.3.1.2.- ESTUDIO REALIZADO EN LA GALERÍA EXTERIOR

Ahora las clases de arma son cinco: pistola, revólver, escopeta, fusil y cetme. Con los mismos datos de entrada del caso anterior (energía normalizada por banda de frecuencia) y empleando un mapa de 13x11 con vecindad hexagonal y activación gaussiana, obtenemos una tasa de aciertos del 93,6%, como se muestra en la Tabla 8.22.

Arma para identificar						Promedio
Pistola	Revólver	Escopeta	Fusil	Cetme		
Tasa de aciertos	100 %	100 %	98 %	70 %	100 %	93,6 %

Tabla 8.22. Tasa de generalización en el exterior.

Los errores son debidos sobre todo a que equivoca el fusil con el cetme.

En la Figura 8.35 se muestra el correspondiente mapa, con las neuronas etiquetadas en función de la clase ganadora.

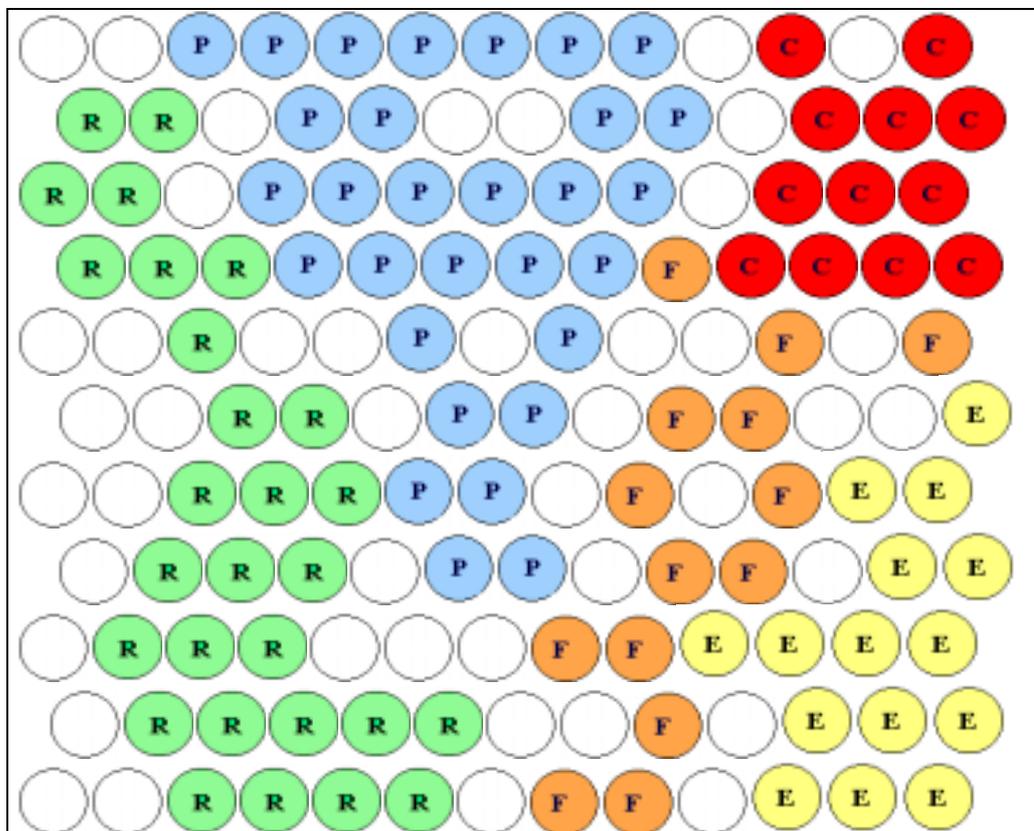


Figura 8.35. Mapa etiquetado para datos del exterior.

8.3.2.- MÉTODO ESPECTROGRAMA

Nos planteamos realizar el estudio en el exterior y vamos a partir de los espectrogramas con los que hemos obtenido mejores resultados trabajando con la red multicapa. De nuevo consideramos dos planteamientos:

- a) Utilizar una sola ventana de 1024 muestras y solamente los primeros 40 coeficientes, es decir, considerar el rango de frecuencias de 0 a 1723 Hz y, para no tener en cuenta tantas bandas, agrupar los coeficientes de dos en dos. Variando el tamaño, con diferentes vecindades, hemos obtenido prácticamente siempre el mismo resultado mostrado en la Tabla 8.23.

		Arma para identificar					
		Pistola	Revólver	Escopeta	Fusil	Cetme	Promedio
Tasa de aciertos		100 %	100 %	90 %	100 %	100 %	98 %

Tabla 8.23. Tasa de generalización en el exterior trabajando con una sola ventana.

Esto es, en este caso hemos obtenido una tasa de aciertos promedio del 98%, siendo el error siempre el de equivocar la escopeta por fusil.

En la Figura 8.36 mostramos uno de los mapas de salida. Se observa que, a pesar de que la tasa de aciertos no es elevada, en el mapa se refleja un agrupamiento de las armas largas y cortas.

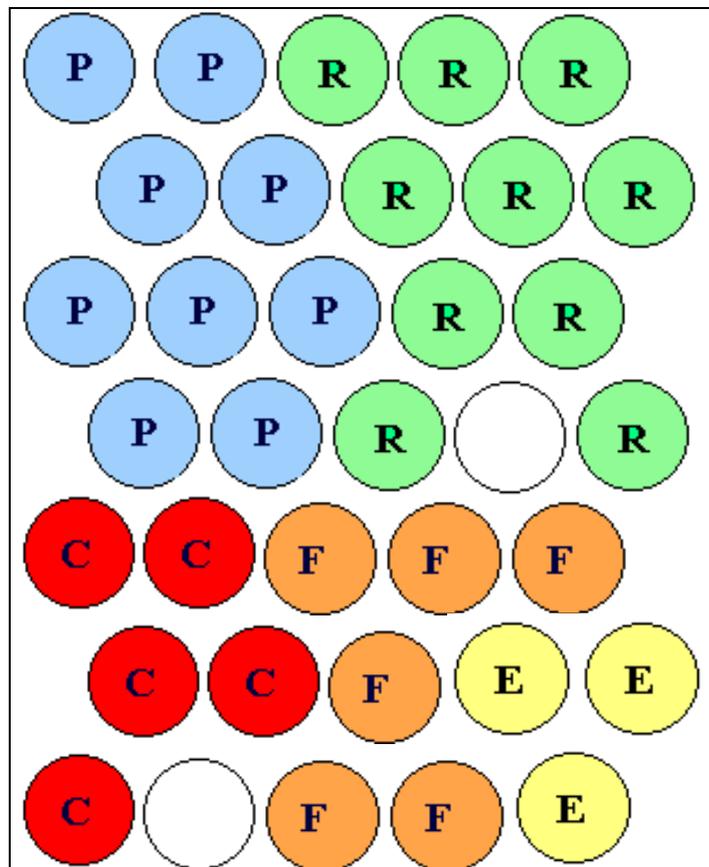
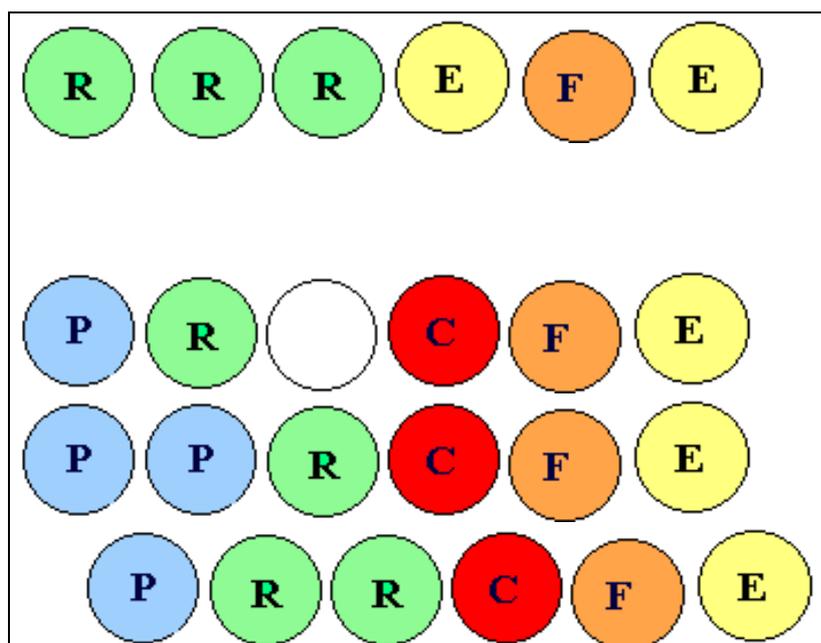


Figura 8.36. Mapa etiquetado para datos del exterior.

b) Considerar el caso de 4 ventanas de ancho 1024 muestras, con diferente solapamiento y teniendo en cuenta solamente los primeros 40 coeficientes, es decir, utilizar el rango de frecuencias de 0 a 1723 Hz y para, no tener ,tantas bandas agrupar los coeficientes de dos en dos (20 valores por ventana). Igualmente hemos utilizado mapas de diversos tamaños, con diferentes vecindades y formas de disparo de la red. El mejor resultado obtenido, mediante un mapa de 6x5, es el que se muestra en la Tabla 8.24 y la Figura 8.37.

Arma para identificar						
	Pistola	Revólver	Escopeta	Fusil	Cetme	Promedio
Tasa de aciertos	95 %	100 %	100 %	60 %	70 %	85 %

Tabla 8.24. Tasa de generalización en el exterior trabajando con varias ventanas.



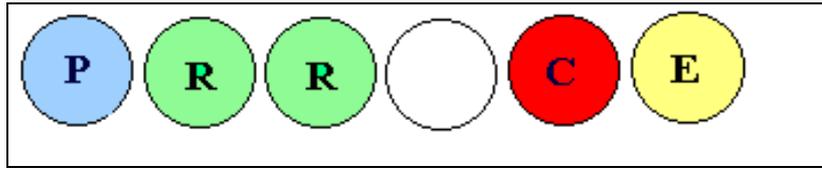


Figura 8.37. Mapa etiquetado para datos del exterior.

Como el promedio de tasa de aciertos es del 85% detallamos los errores en la Figura 8.38.

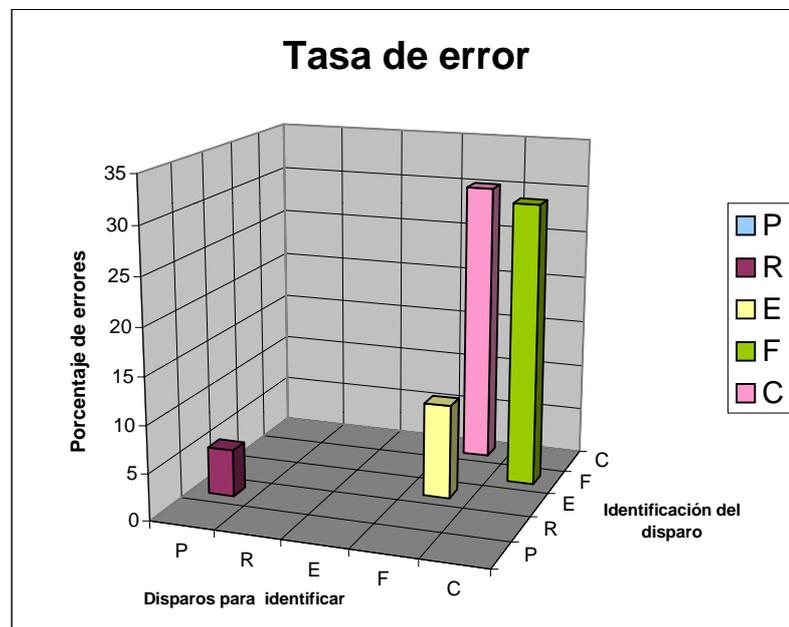


Figura 8.38. Tasa de error.

Podemos concluir diciendo que, para la clasificación del arma, los mapas autoorganizados proporcionan peores resultados que las redes tipo perceptrón.

APLICACIÓN DE RNA AL RECONOCIMIENTO DE LA MUNICIÓN

9.1.- INTRODUCCIÓN

Después de haber obtenido alta tasa de aciertos en la identificación del arma nos planteamos hacer un estudio similar para ver si mediante redes neuronales se puede llegar a clasificar la munición.

Parte de los disparos con los que hemos trabajado hasta el momento fueron emitidos utilizando no sólo diferentes armas, sino también distinta munición. Sin embargo debido a que el número de disparos con cada arma y munición no era elevado y considerando que sólo utilizábamos para cada arma dos municiones diferentes, acordamos grabar nuevamente en la galería de tiro de la Escuela de Policía.

Esta nueva grabación se realizó con dos armas ya estudiadas; la pistola Star Mod. 28 PK y el revólver Astra Mod. 960-4", usando cuatro tipos de municiones diferentes para cada arma. La elección de la munición la realizaron especialistas del Cuerpo Nacional de Policía teniendo en cuenta la que es más fácil de conseguir e intentando abarcar la mayor parte del abanico en cuanto a características. En el Apéndice C3 se muestran las fotografías de dicha munición.

Entre la munición utilizada resaltamos la subsónica, que son proyectiles destinados a armas dotadas de silenciador y que reducen bastante el estampido del disparo. Son cartuchos con menos carga de proyección que los normales, para conseguir una velocidad del proyectil menor que la del sonido.

Arma	Munición	Código munición
Pistola Star Mod. 28 PK	9 mm Luger HPJ	31
	9 mm Luger Subsonic	32
	9 mm Luger Punta de plomo	33
	9 mm P Blindada	34
Revólver Astra Mod. 960 - 4"	.38 Special HPJ (+P)	41
	.38 Special Punta de plomo	42
	.38 Special Semiblandada	43
	.38 Special Semiblandada PH	44

Tabla 9.1. Armas y munición utilizadas para identificar la munición.

Para cada arma y tipo de munición hemos registrado 48 disparos; consecuentemente tenemos un total de 384 disparos; 192 de pistola y otros tantos de revólver. Los medios y condiciones de grabación han sido los mismos que en las grabaciones de los disparos utilizados para clasificar el arma. La grabación se ha realizado en minidisc y en cinta de casete. Las Tablas E4.1 y E4.2 recogen la información detallada de estos disparos y la notación para almacenarlos en disco.

Los 48 disparos de cada arma y munición, los agrupamos en tres conjuntos y de éstos dos se utilizaron para entrenar (32 disparos) y el tercero (16 disparos) para probar. Haciendo este agrupamiento podemos realizar 80 experimentos. Se podrían haber realizado muchas más agrupaciones diferentes, pero no vimos la necesidad, al menos inicialmente. Con cada experimento hemos realizado como anteriormente 12 tareas e igualmente despreciaremos los dos experimentos de resultado extremo y de los que consideremos descartaremos las dos tareas también extremas.

Una primera aproximación al problema del reconocimiento de la munición podría ser el desdoblar cada clase de arma en tantas subclases como municiones distintas se han empleado. De esta forma, la clase de "Pistolas", por ejemplo, se desdoblaría en cuatro, correspondientes una a la munición HPJ, otra a Subsonic, otra a

la de Punta de plomo y la otra a la Blindada. De esta forma, en el caso de los disparos grabados en la galería de tiro para identificar la munición, tendríamos un total de 8 subclases: 4 para pistolas y 4 para revólveres. No obstante, esta aproximación no funciona.

En este caso utilizaremos sólo redes neuronales y trabajaremos con los parámetros del método por banda y del método por espectrograma.

9.2.- CLASIFICACIÓN DE LA MUNICIÓN UTILIZANDO UNA RED PERCEPTRÓN

Antes de pasar a ver la clasificación de la munición lo que hicimos fue probar si las redes neuronales utilizadas para clasificar el arma proporcionaban buenos resultados. Obtuvimos, como era de esperar, una tasa de aciertos del 100% con una probabilidad de pertenencia prácticamente también del 100%. Esto lo aprovecharemos para realizar diseño modular en las redes, es decir, una primera red para clasificar el arma y otra para clasificar la munición.

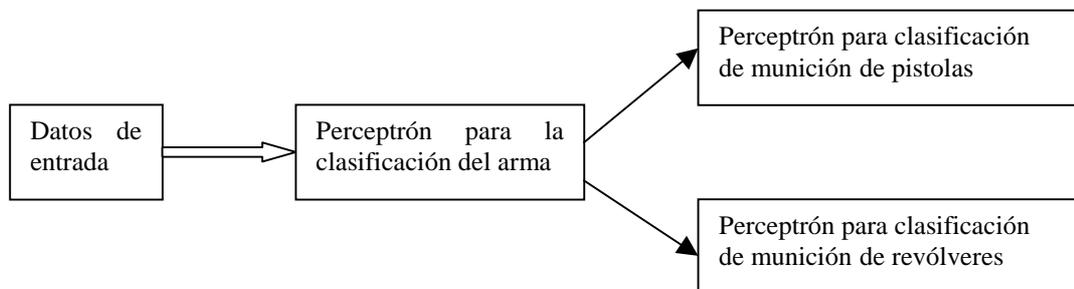


Figura 9.1. Sistema modular para el reconocimiento de la munición.

9.2.1.- MÉTODO ENERGÍA POR BANDA

Lo mismo que para identificar el arma, aplicamos la transformada de Fourier a toda la señal y consideramos la densidad de energía normalizada en 15 bandas frecuenciales entre 0 y 4000 Hz.

Utilizando una red Perceptrón de dimensión 15x8x4, en promedio hemos obtenido la tasa de aciertos de la Tabla 9.2. Al ser una tasa de aciertos baja hemos especificado también cuál ha sido la tasa de errores y la de casos dudosos, considerando un caso dudoso cuando la probabilidad de pertenencia a una clase no supere el 75%; hemos considerado este valor al estar intentando diferenciar cuatro clases de munición.

	Disparos de pistola para clasificar la munición				Promedio
	31	32	33	34	
Tasa de aciertos	83,25 %	97,4 %	80 %	81,25 %	85,48 %
Tasa de errores	6,5 %	0 %	12,5 %	10,5 %	7,38 %
Tasa de dudosos	10,25 %	2,6 %	7,5 %	8,25 %	7,15 %

Tabla 9.2. Tasa de aciertos, errores y casos dudosos al identificar la munición utilizada en el disparo de una pistola.

Los errores producidos se representan en la Figura 9.2.

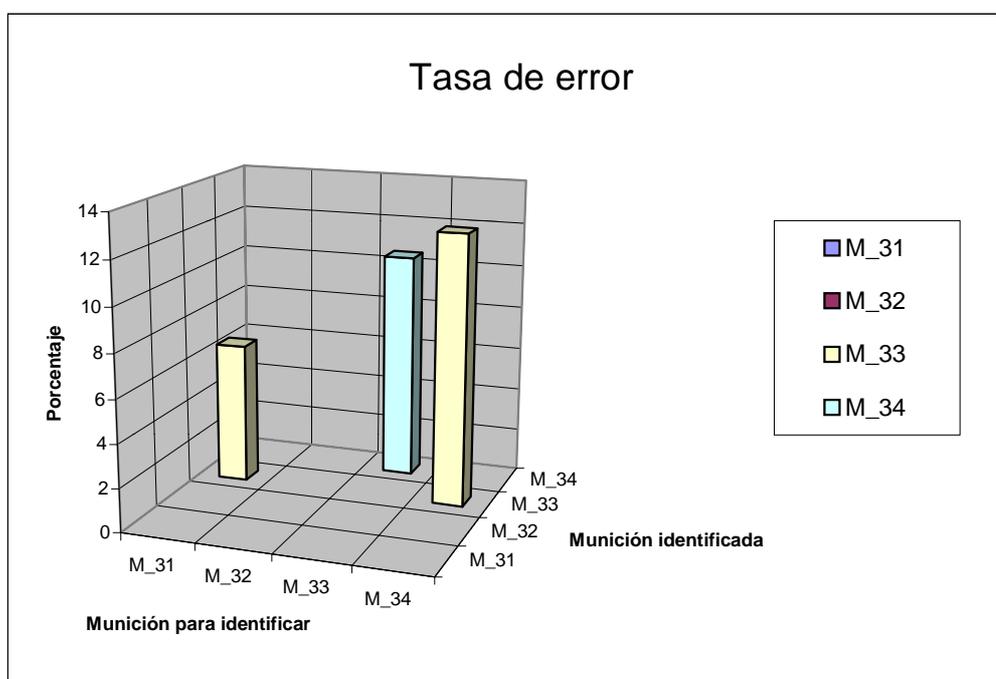


Figura 9.2. Tasa de error al identificar la munición de la pistola.

De estos resultados hay que destacar que la munición subsónica siempre la identifica correctamente y cuando se cometen errores al identificar otra munición, nunca la clasifica como si fuera subsónica.

Se ha realizado el mismo estudio con los disparos correspondientes al revólver, utilizando la misma arquitectura para la red y se ha obtenido una tasa de aciertos superior a la obtenida con la pistola. Los resultados se muestran en la Tabla 9.3.

Disparos de revólver para clasificar la munición					
	41	42	43	44	Promedio
Tasa de aciertos	100 %	94,8 %	100 %	94,8 %	97,4 %

Tabla 9.3. Tasa de aciertos al identificar la munición de un disparo con revólver.

En este caso la probabilidad de pertenencia ha sido prácticamente del 100% y los errores que se han cometido corresponden a identificar la munición 42 y 44 como si fuera la 43, es decir, la munición de Punta de plomo y la Semiblandada PH en alguna ocasión las identifica como Semiblandadas.

9.2.2.- MÉTODO ESPECTROGRAMA

En este caso hemos probado solamente con ventanas de longitud fija y solapamiento variable. Como los disparos grabados en la galería de tiro tienen una duración media mayor que en el exterior, vamos a utilizar un número de ventanas y ancho mayor que el considerado para identificar el arma en el exterior; hemos probado con diferente número de ventanas y ancho de éstas, obteniendo el mejor resultado con 6 ventanas y ancho de ventana de 4096 muestras.

Como en casos anteriores, sólo nos interesa la zona baja del espacio de frecuencias y por ello sólo vamos a tener en cuenta hasta aproximadamente 4 KHz; así, hemos considerado hasta el coeficiente 400, al que le corresponde la frecuencia 4304 Hz

y hemos realizado un agrupamiento por intervalo de 40 en 40 coeficientes. De esta forma para cada ventana tenemos que tener en cuenta 10 entradas, esto es, tenemos una red neuronal con 60 neuronas en la capa de entrada. Utilizando un perceptrón de 60x30x4 y tratando independientemente los disparos correspondientes a la pistola y al revólver hemos obtenido una tasa de aciertos del 100% en ambos casos. Hemos probado disminuyendo el número de neuronas de la capa oculta, en concreto con 20, 10 y 8 neuronas y seguimos obteniendo la tasa de aciertos del 100% pero a costa de un incremento del número de etapas en el entrenamiento.

9.3.- CLASIFICACIÓN DE LA MUNICIÓN USANDO MAPAS AUTOORGANIZADOS

Vamos ahora a probar este otro tipo de red neuronal para clasificar la munición y aplicaremos los dos métodos: "Energía por banda" y "Espectrograma".

9.3.1.- MÉTODO ENERGÍA POR BANDA

Si se intenta usar un único mapa de Kohonen para intentar separar estas 8 categorías, los resultados, en el mejor de los casos, no superan una tasa de acierto global del 85%.

Los resultados obtenidos, trabajando con mapas de diferente tamaño y utilizando vecindad hexagonal y activación gaussiana, se muestran en la Tablas 9.4.

Clase de arma	Tamaño del mapa	Munición para identificar	Tasa de aciertos
Pistola y revólver	7x5	31	90 %
		32	100 %
		33	10 %
		34	80 %
		41	100 %
		42	100 %
		43	100 %
		44	70 %
Pistola y revólver	5x4	31	90 %
		32	100 %
		33	20 %
		34	60 %
		41	100 %
		42	80 %
		43	60 %
		44	60 %

Tabla 9.4. Tasa de aciertos al utilizar el SOM para clasificar la munición de la pistola y el revólver.

Por tanto, los mejores resultados se obtienen con un mapa de 7x5. El promedio de aciertos para la munición de cada arma por separado se muestra en la Tabla 9.5.

Clase de arma	Porcentaje de aciertos.
Pistola	70,0 %
Revólver	92,5 %

Tabla 9.5. Promedio de aciertos utilizando el SOM para clasificar la munición de la pistola y el revólver.

La tasa de aciertos es baja, sobretodo para determinada munición como es la 33, pero, como se aprecia en los mapas de las Figuras 9.3 y 9.4, este diseño permite clasificar en arma pistola y revólver.

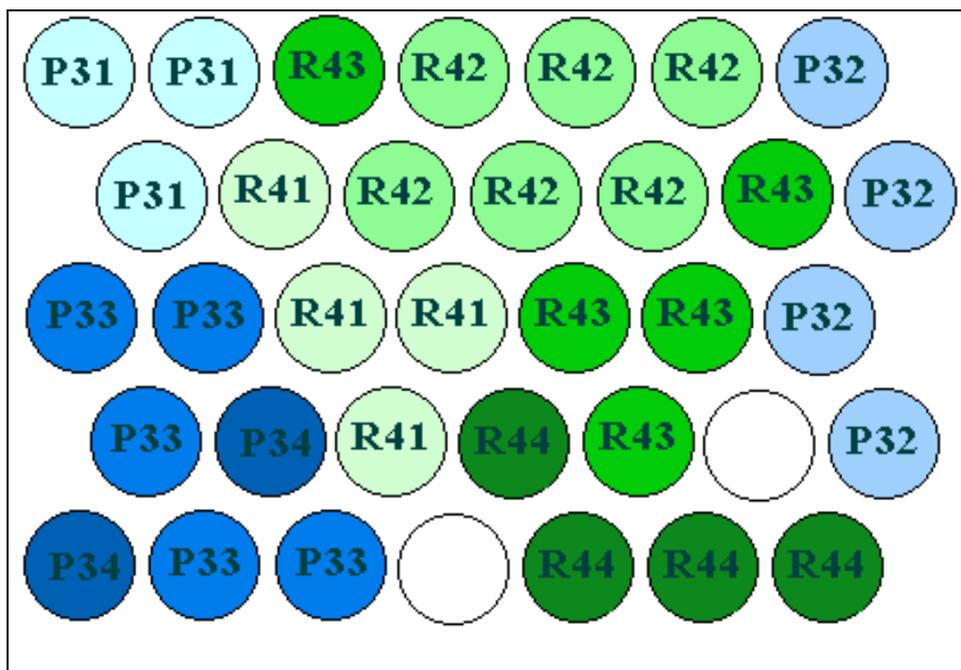


Figura 9.3. Mapa autoorganizado de dimensión 7x5.

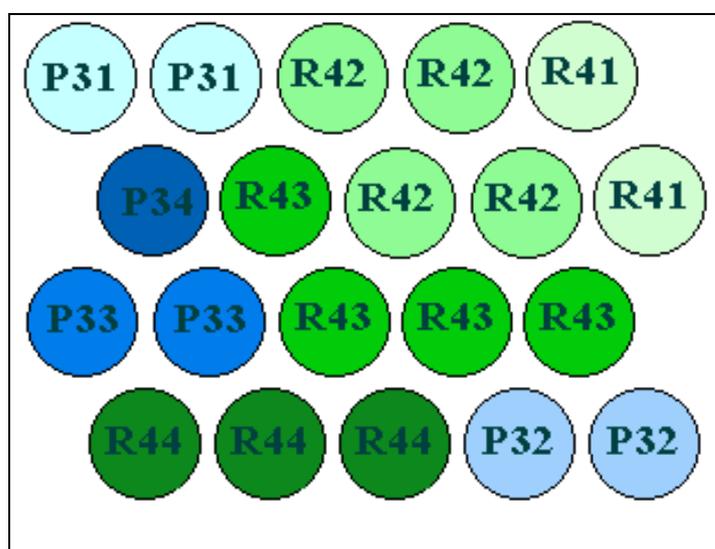


Figura 9.4. Mapa autoorganizado de dimensión 5x4.

Por ello, lo mismo que con el perceptrón, se ha empleado una solución modular, basada en el uso de dos mapas: un primer mapa para clasificar el arma y un segundo mapa especializado en la clasificación de la munición para cada tipo de arma. En la Figura 9.5 se muestra este tratamiento.

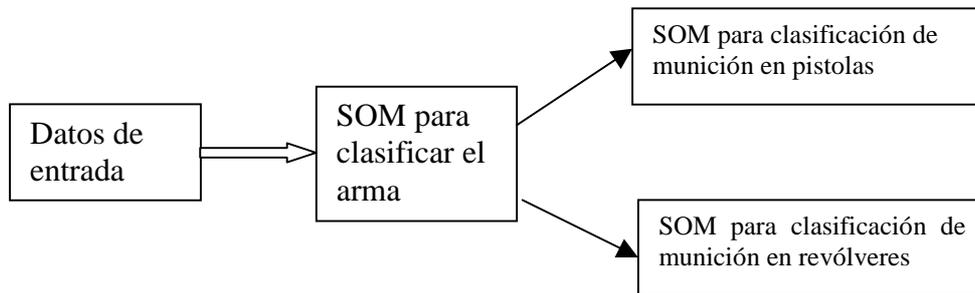


Figura 9.5. Sistema modular para reconocimiento de la munición.

Para la clasificación de la pistola se ha probado con mapas de diferente dimensión. En la Tabla 9.6 mostramos los resultados obtenidos con un mapa de 7x5.

Clase de arma	Tamaño del mapa	Munición para identificar	Tasa de aciertos	Promedio
Pistola	7x5	31	100 %	82,5 %
		32	100 %	
		33	90 %	
		34	40 %	

Tabla 9.6. Clasificación de la munición de la pistola mediante SOM de 7x5.

Los errores cometidos han sido debidos a la identificación de la munición 33 como 34 y de la 34 como 33; esto es, como era de esperar, obtenemos los mismos resultados que trabajando con la red perceptrón.

En la Figura 9.6 mostramos uno de los mapas obtenidos, donde se aprecia el agrupamiento de las diferentes clases.

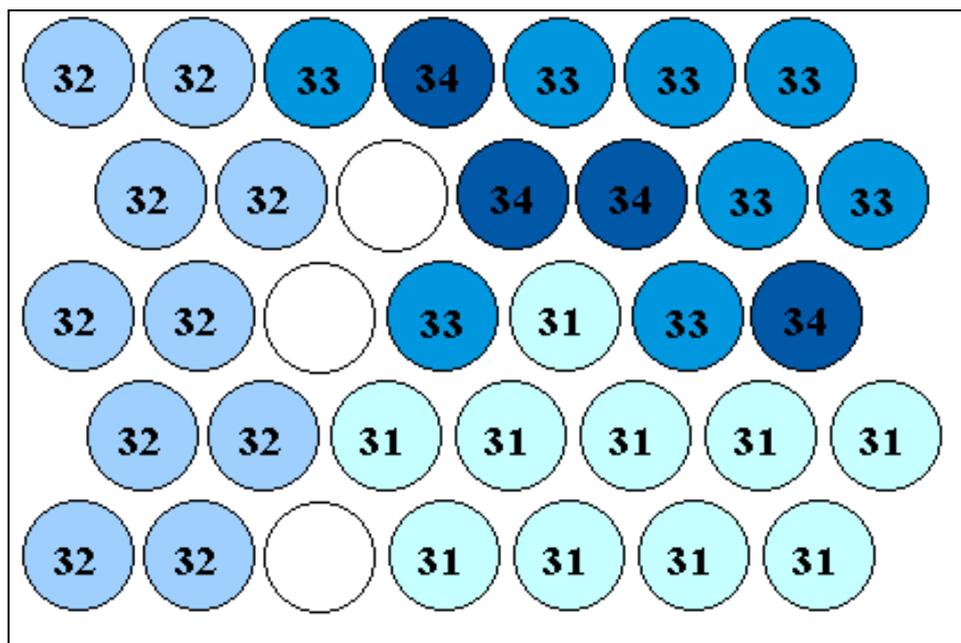


Figura 9.6. Mapa autoorganizado de dimensión 7x5.

Haciendo un estudio similar para la munición del revólver obtenemos los resultados de la Tabla 9.7.

Clase de arma	Tamaño del mapa	Munición para identificar	Tasa de aciertos	Promedio
Revólver	7x5	41	100 %	92,5 %
		42	90 %	
		43	90 %	
		44	90 %	

Tabla 9.7. Clasificación de la munición del revólver mediante SOM de 7x5.

Los errores que se han cometido corresponden a la identificación por una parte de las municiones 42 y 44 como si fueran la 43 y de la munición 43 como si fuera la 42;

prácticamente los mismos resultados que con la red perceptrón aunque, el promedio de la tasa de aciertos es algo menor.

En la Figura 9.7 apreciamos el agrupamiento de las diferentes clases.

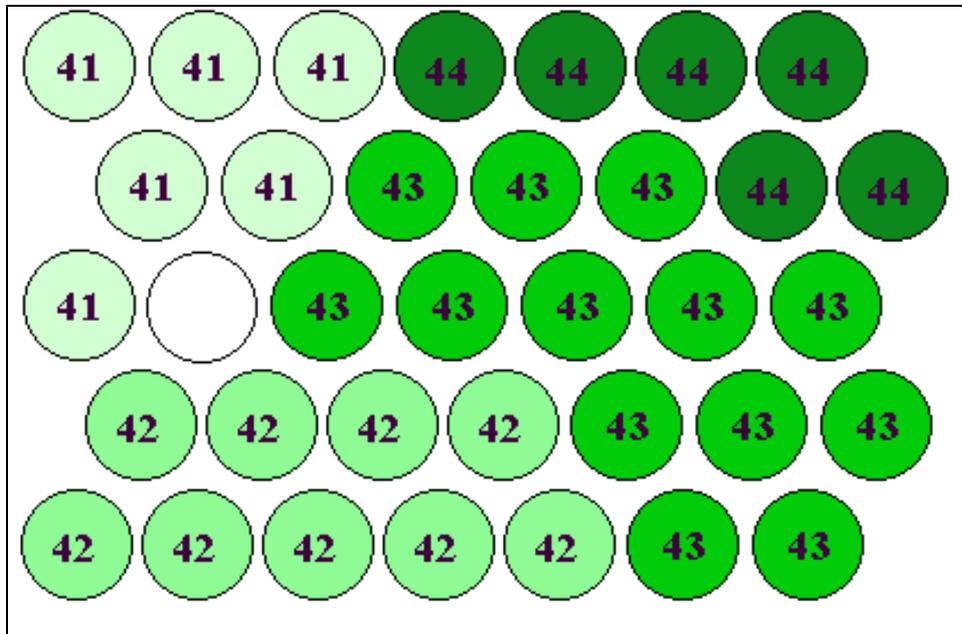


Figura 9.7. Mapa autoorganizado de dimensión 7x5.

9.9.2.- METODO ESPECTROGRAMA

Utilizaremos el mismo número de ventanas que en el apartado 9.2.2, en el que mediante el perceptrón hemos obtenido una tasa de aciertos del 100% y seguiremos haciendo uso de la clasificación modular, es decir, una primera red para diferenciar el arma y otra para la munición.

Al trabajar con mapas de 7x5 con vecindad hexadecimal y activación por burbuja obtenemos para la pistola un promedio de tasa de aciertos del 95%, como se muestra en la Tabla 9.8.

Clase de arma	Munición para identificar	Tasa de aciertos	Promedio
Pistola	31	90 %	95 %
	32	100 %	
	33	100 %	
	34	90 %	

Tabla 9.8. Clasificación de la munición de la pistola mediante SOM de 7x5.

Los errores han sido debidos a que identifica la munición 31 como la 34 y la 34 como la 33.

En la Figura 9.8 mostramos uno de los mapas de salida:

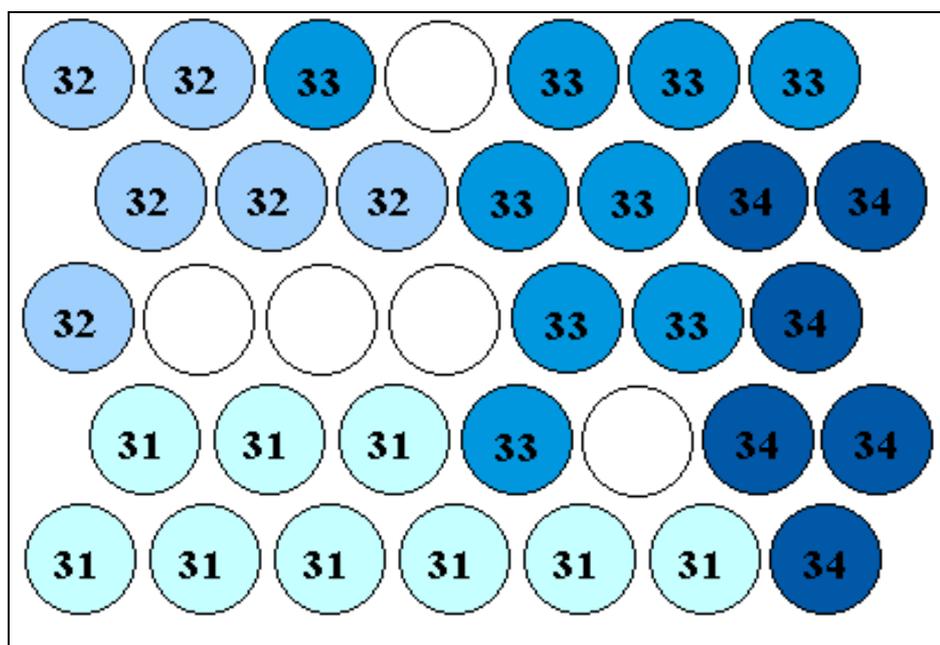


Figura 9.8. Mapa autoorganizado de dimensión 7x5.

Realizando el mismo estudio para el revólver obtenemos también una tasa de acierto alta. Los resultados los mostramos en la Tabla 9.9. Los fallos han sido debidos a equivocar la munición 44 con la 42, es decir la Semiblindada con la de Punta de plomo.

Clase de arma	Munición para identificar	Tasa de aciertos	Promedio
Revólver	41	100 %	97,5 %
	42	100 %	
	43	100 %	
	44	90 %	

Tabla 9.9. Clasificación de la munición del revólver mediante SOM de 7x5.

En la Figura 9.9 se muestra un mapa de salida, donde nuevamente se vuelve a apreciar el agrupamiento de clases.

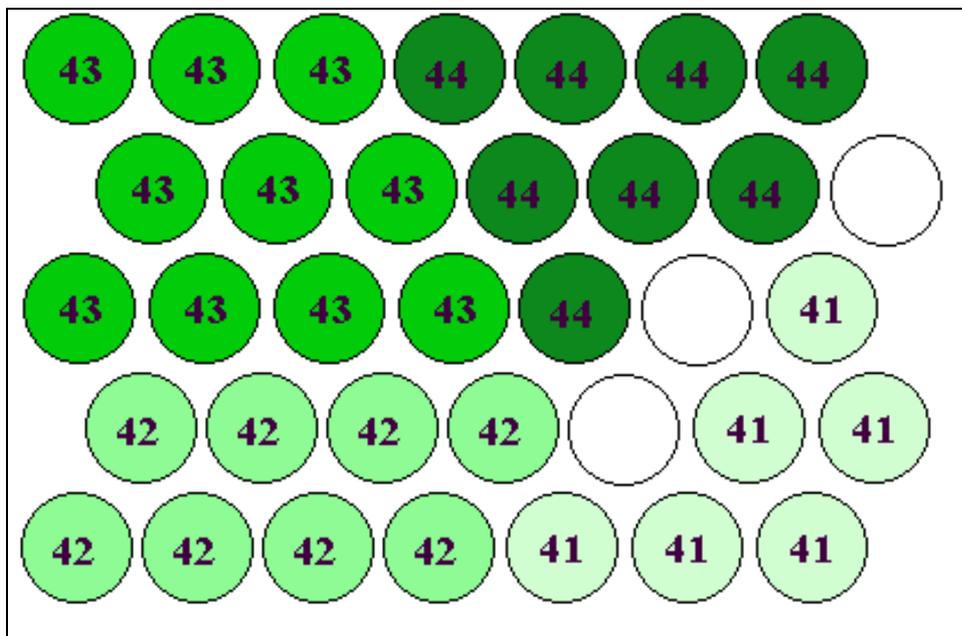


Figura 9.9. Mapa autoorganizado de dimensión 7x5.

En resumen, podemos concluir diciendo que, para la clasificación de la munición, se obtienen también mejores resultados con redes perceptrón.

CONCLUSIONES

En este trabajo de tesis se ha desarrollado un sistema basado en Redes Neuronales Artificiales para la identificación del tipo de arma y munición utilizadas en un disparo emitido en diferentes medios. Uno de los campos de aplicación podría ser en el ámbito de sistemas de seguridad, de forma que en el caso de producirse un disparo, el ordenador estime el tipo de arma y munición utilizados.

Aunque el objetivo final sea el reconocimiento de cualquier arma y munición, en esta tesis se plantea únicamente el reconocimiento de un número reducido de armas y munición como primer paso, debido a la dificultad de la adquisición de las muestras, disparos en este caso.

Se han explorado distintas técnicas de extracción de parámetros de la señal original, que contengan tanta información como la señal misma para la tarea que nos ocupa, pero que permita un tratamiento informático sencillo.

Para la identificación se ha empleado por una parte tratamiento estadístico y por otra la aplicación de redes neuronales, descartando definitivamente la primera por obtener baja tasa de aciertos.

Se consideró conveniente diseñar un detector de bordes para seguir un criterio estándar a la hora de separar la señal de disparo del ruido de fondo. Se ha comprobado que las señales de disparos presentan la mayor densidad espectral en la zona baja de frecuencias, por lo que basta con extraer características de esta zona con objeto de parametrizar la señal de disparo. Se consideró necesaria la normalización temporal de cada disparo en el caso de trabajar en diferentes entornos, para conseguir una longitud fija del vector de parámetros de entrada.

Las redes neuronales utilizadas han sido el perceptrón multicapa y los mapas autoorganizados, obteniendo mejores resultados con las primeras, aunque las segundas las podemos considerar como discriminadores entre armas cortas y largas. Podemos pues indicar que la utilización de una red neuronal del tipo perceptrón multicapa nos permite afrontar la tarea de reconocimiento del arma y la munición. Formulando el reconocimiento como una tarea de clasificación, utilizamos una neurona por cada una de las clases en que se divide el espacio de entradas. Con el algoritmo de retropropagación propuesto por Rumelhart podemos encontrar un conjunto de pesos para la red que minimice una condición de error en clasificación de los ejemplos utilizados en entrenamiento. Aunque el algoritmo solamente garantiza alcanzar un mínimo de error en el espacio de pesos, si éste no es suficientemente pequeño, se puede volver a intentar cambiando los valores iniciales de los pesos.

La decisión de una capa oculta es un compromiso entre el tiempo de entrenamiento y la tasa de reconocimiento; al introducir una capa más se aumentaría considerablemente el tiempo necesario de entrenamiento porque incrementaría el número de iteraciones necesarias para la convergencia del algoritmo. Para el caso que nos ocupa hemos obtenido buenos resultados con una sola capa.

El número de unidades a emplear en la capa oculta, depende del número de clases a diferenciar. Para cinco clases, ocho neuronas han demostrado ser suficientes pues permiten una tasa de aciertos alta. Un número superior permite aprendizajes más rápidos y tasas de aciertos superior sobre el conjunto de entrenamiento, pero disminuye la tasa de generalización. También hay que considerar el conjunto de ejemplos disponibles para entrenamiento.

Un aspecto importante es el criterio de decisión utilizado en clasificación para determinar cuándo una entrada pertenece o no a una clase. Ciertos autores utilizan la distancia definida por una métrica entre el valor de salida y los vectores de salida deseados para cada una de las clases en la fase de entrenamiento. En este trabajo el criterio utilizado es el número de neuronas de la capa de salida con valor mayor que un umbral (0,75) y el número de ellas que están por debajo de otro umbral (0,25).

Para que una salida se considere válida, solamente una neurona tiene que estar activada ($>0,75$) y el resto tienen que estar inactivas ($<0,25$). En caso contrario se

consideran ambiguas. Estas condiciones podrían relajarse aumentando así el porcentaje de aciertos, pero simultáneamente aumentaría el de fallos disminuyendo el porcentaje de clasificaciones ambiguas. En nuestro estudio han sido muy pocos los casos que se han dado de ambigüedad.

Hemos optado por trabajar con un sistema modular de redes, de forma que utilizaríamos una primera red la para clasificar el arma y una segunda para la munición. Ahora bien, no hay que olvidar que no existe una técnica que indique la arquitectura de red óptima para un problema dado. Por ello, para un trabajo próximo se está pensando utilizar otros tipos de redes, como las funciones de base radial.

Hemos comprobado que una red entrenada con datos de la clase revólver de 4", entre otras, a la hora de clasificar revólveres de 2" y 6" (características físicas distintas), clasifica los primeros como pistolas mientras que los segundos los identifica correctamente. Este resultado será objeto de estudio posterior en profundidad.

Otro de los resultados obtenidos, que consideramos de relevancia, es que la capacidad de reconocimiento de la red es independiente del medio de grabación utilizado. Esto es muy importante a la hora de implementar una aplicación para ser usada como medida de seguridad.

Hemos confrontado los resultados conseguidos por la identificación automática con los obtenidos por un experto en armas y tiro, llegando como resultado a que el sistema automático proporciona una tasa de aciertos considerablemente superior. En concreto, el porcentaje de aciertos del especialista en la identificación de armas no ha superado el 71 % en la galería de tiro interior, el 33 % en la galería exterior y del 35 % en la munición. El experto humano diferencia razonablemente bien entre armas cortas y largas, pero es casi incapaz de distinguir entre dos armas de longitudes similares.

Para tareas futuras se pretende ampliar las bases de datos; trabajar con mayor número de armas, sobre todo en el interior; utilizar una gama más amplia de munición; poder utilizar silenciadores en otras armas; trabajar en otros entornos de grabación, con diferente altitud. Trabajar con otros parámetros de entrada, basados en modelos de codificación por fuente (parámetros LPC). También sería interesante poder recortar un cañón de un arma, por ejemplo de una escopeta, para determinar la dependencia del

sonido con la longitud del cañón o incluso poder trabajar con armas de fabricación propia.

También se está pensando realizar una parametrización más fina, con el objetivo de identificar un arma concreta dentro de una misma clase.

APÉNDICE A

CARACTERÍSTICAS TÉCNICAS DE LAS ARMAS

PISTOLA STAR MODELO 28 PK

Características generales

Arma semi-automática y de doble y simple acción. Esta arma se caracteriza por una reculada corta del cañón. Es un cañón móvil y basculante, sistema Browning-Colt. La figura muestra un esquema de la pistola objeto de estudio.

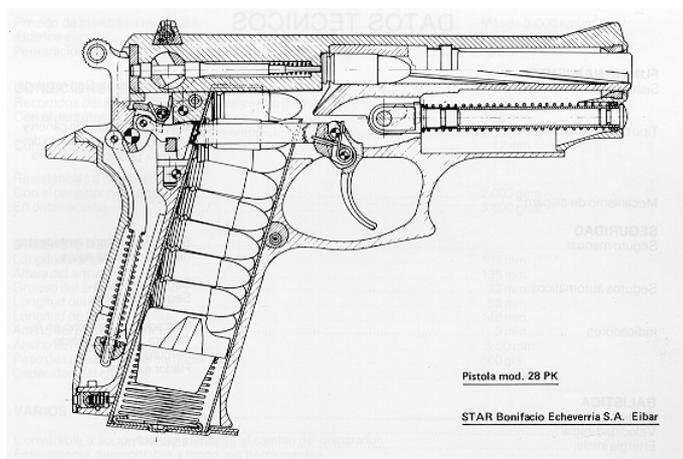


Figura A.1. Esquema de la pistola Star Mod. 28 PK.

Características técnicas

Calibre	9 mm Parabellum
Longitud del cañón	98 mm (3,85")
Longitud del arma	193 mm
Peso de la pistola	860 g
Capacidad	15 + 1 en recámara
Presión del disparador a simple acción	2000 g
Presión del disparador a doble acción	3600 g
Velocidad inicial	340 a 380 m/s
Energía inicial	45 a 55 Kpm

REVÓLVER ASTRA MODELO 960 - 4"

Características generales

El revólver modelo Astra 960 es un arma de gran precisión. Se suministra con variedad de largos de cañón.

Se trata de un revólver de doble acción, con cilindro de desplazamiento lateral y extractor simultáneo de vainas. Está dotado de un alza de desplazamiento tanto vertical como horizontal, y va equipado con un anillo regulador que permite graduar la presión del percutor.

A continuación presentamos las características técnicas del revólver de 4".

Características técnicas

Calibre38
Longitud del cañón	102 mm (4")
Longitud del arma	235 mm
Peso del revólver	1110 g
Capacidad del cilindro	6

LA ESCOPETA POLICIAL FRANCHI

Características generales

Arma de fuego que actualmente equipa el Cuerpo Nacional de Policía. Permite el uso de gran variedad de cartuchos: postas o perdigón.

Especificaciones generales del arma

Marca	Franchi
Modelo	S.P.S.-350 P.N.
Calibre	12/70
Número de disparos	4 + 1 en recámara
Longitud del cañón	350 mm (13,77")
Longitud del arma	830 mm
Peso del arma descargada	2,7 kg
Cadencia de tiro	24 a 30 disparos por minuto
Sistema de miras	Solista y punto de mira
Sistema de funcionamiento	De pumping o corredera

FUSIL MODELO CORUÑA. Calibre 7,62x51

Características generales

Es un arma portátil de repetición con cierre rígido, sistema Mauser, con seguro de cierre y pestillo de seguridad. Arma de gran alcance y precisión.

Características técnicas

Calibre	7,62 x 51 NATO
Longitud del cañón	635 mm (25,57")
Longitud del arma	1150 mm
Peso del arma	3500 g
Sentido de las estrías	Dextrorsun
Número de estrías	4
Velocidad inicial	830 m/s
Alcance real	1500 m
Capacidad del depósito de munición	5 cartuchos

FUSIL DE ASALTO CETME MODELO C. Calibre 7,62x51

Características generales

Es un arma que mediante palanca selectora de tiro puede disparar en sus dos versiones de tiro semiautomático y automático. Pertenece al grupo de cierre por retroceso de masas con acerrojamiento semirrígido y cañón fijo.

Características técnicas

Calibre	7,62x51 NATO
Longitud del arma con culatín extendido	1015 mm
Longitud del cañón	450 mm (17,7")
Sentido de las estrías	Dextrorsun
Número de estrías	6
Velocidad inicial	780 m/s
Alcance real	1200 m
Cadencia de tiro	550 a 659 disparos/minuto

APÉNDICE B

FOTOGRAFÍAS DE LAS ARMAS

B1.- ARMAS UTILIZADAS PARA ENTRENAR Y PROBAR

B2.- ARMAS UTILIZADAS PARA EXPERIMENTAR (I)

B3.- ARMAS UTILIZADAS PARA EXPERIMENTAR (II)

APÉNDICE B1

ARMAS UTILIZADAS PARA ENTRENAR Y PROBAR

Pistola Star Modelo 28 PK



Revólver Astra Modelo 960 - 4"



Escopeta Policial Franchi. Calibre 12x70



Fusil Modelo Coruña. Calibre 7,62x51



Fusíl de asalto Cetme Modelo C. Calibre 7,62x51



APÉNDICE B2

ARMAS UTILIZADAS PARA EXPERIMENTAR (I)

Pistola Star Modelo 28 PK. Calibre 9 mm Parabellum



Pistola Star 9 Corto. Calibre .380



Revólver Astra Modelo 250 - 2". Calibre .38 Spl



Revólver Colt King Cobra 4". Calibre .357



Revólver Astra Modelo 960 - 6" Calibre .38 Spl



Escopeta Policial Franchi. Calibre 12x70



Escopeta Mossberg. Calibre 12x70



Escopeta repetidora. Cañón largo. Semiautomática Franchi. Modelo de Retroceso. Calibre 12x70



APÉNDICE B3

ARMAS UTILIZADAS PARA EXPERIMENTAR (II)

Pistola Astra Modelo 7000. Calibre .22 LR



Revólver Astra Modelo 250 - 2". Calibre .38 Spl



Rifle Unique Semiautomático. Calibre .22 LR



Subfusil Star Modelo Z70. Calibre 9 mm P



APÉNDICE C

FOTOGRAFÍAS DE LA MUNICIÓN

C1.- MUNICIÓN UTILIZADA PARA IDENTIFICAR EL ARMA

C2.- MUNICIÓN UTILIZADA PARA REALIZAR EXPERIMENTOS EN LA IDENTIFICACIÓN DEL ARMA

C3.- MUNICIÓN UTILIZADA PARA SU IDENTIFICACIÓN

APÉNDICE C1

MUNICIÓN UTILIZADA PARA IDENTIFICAR EL ARMA

9 mm P Semiblandada
MOD. 88 (Cargada en 1989)
Santa Bárbara. Fábrica de Toledo



9 mm P Blindada
(Cargada en 1997)
Santa Bárbara. Fábrica de Palencia



.38 Special Semiblandada
(Cargada en 1980) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia



.38 Special Semiblandada Punta hueca
Santa Bárbara



POSTAS
12 unidades. Diámetro 7,6 mm
Unión Española de Explosivos de Riotinto



PERDIGÓN
10ª. Diámetro 1,75 mm
Saga



7,62x51
(Cargada en 1980) Santa Bárbara



**.308 Winchester
Norma**



APÉNDICE C2

MUNICIÓN UTILIZADA PARA REALIZAR EXPERIMENTOS EN LA
IDENTIFICACIÓN DEL ARMA

Munición utilizada para realizar experimentos (I)

9 Corto Blindada (Cargada en 1976) Santa Bárbara



Dag Semiblindada Punta hueca Dinamit Novel. Alemana



**.357 Magnum Semiblandada PH
Geco**



Cartucho Winchester Super X - 4B



Munición utilizada para realizar experimentos (II)

**.22 Long Rifle
(Cargada en 1980) Santa Bárbara**



**.22 Subsonic
Remington**



**Fogueo 9x17 / .380
SK**



**.22 Long Rifle.
Santa Bárbara (Cargada en 1977)**



**9 mm P 9x19
Santa Bárbara**



Fotografía comparativa de las dimensiones de la munición utilizada en experimentos (II)

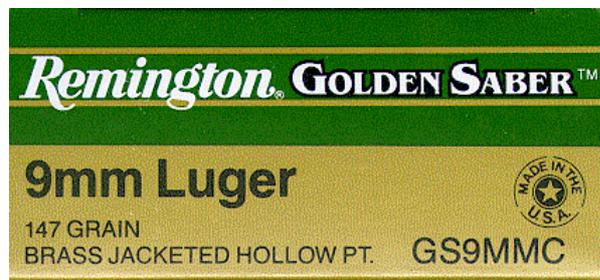


APÉNDICE C3

MUNICIÓN UTILIZADA PARA SU IDENTIFICACIÓN

Munición para la pistola

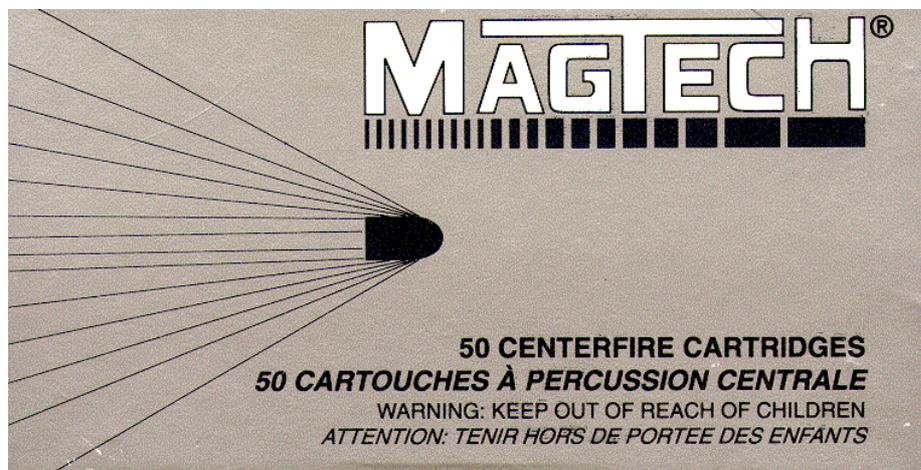
9 mm Luger HPJ
Golden Saber
Remington



**9 mm Luger Subsonic
9x19 Sellier & Bellot**



**9 mm Luger Punta de plomo
Magtech**



**9 mm P Blindada
(Cargada en 1994) Santa Bárbara**

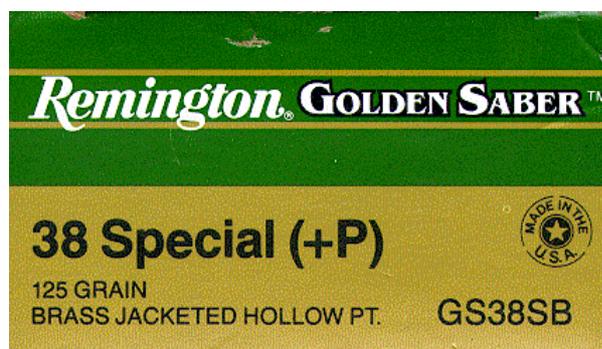


Fotografía comparativa de la munición de pistola



Munición para el revólver

**.38 Special HPJ (+P)
Remington**



**.38 Special Punta de plomo
UMC**



**.38 Special Semiblindada
Santa Bárbara**



**.38 Special Semiblandada PH
Santa Bárbara**



Fotografía comparativa de la munición del revólver



APÉNDICE D

ENTORNOS DE GRABACIÓN

Galería exterior de tiro de la Escuela de Policía de Ávila



Galería interior de tiro de la Escuela de Policía de Ávila



Espacio abierto normal (campo)



Espacio cerrado sin preparación (habitación)



APÉNDICE E

FICHEROS DE DATOS

E1.- DISPAROS UTILIZADOS PARA ENTRENAR Y PROBAR EN LA IDENTIFICACIÓN DEL ARMA

E2.- DISPAROS UTILIZADOS PARA EXPERIMENTAR (I)

E3.- DISPAROS UTILIZADOS PARA EXPERIMENTAR (II)

E4.- DISPAROS UTILIZADOS PARA ENTRENAR Y PROBAR EN LA IDENTIFICACIÓN DE LA MUNICIÓN

APÉNDICE E1

**DISPAROS UTILIZADOS PARA ENTRENAR Y PROBAR EN LA
IDENTIFICACIÓN DEL ARMA**

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería exterior)	Nombre fichero
Pistola Star Modelo 28 PK	1926834 cal. 9p	9 mm P Semiblandada Mod. 88 (Cargada el 5 de marzo de 1989) Santa Bárbara. Fábrica de Toledo	10	101_0_1_01 ... 101_0_1_10
		9 mm P Blindada (nº lote 02-sb-97) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	10	102_0_1_01 ... 102_0_1_10
	1678187 cal. 9p	9 mm P Semiblandada Mod. 88 (Cargada el 5 de marzo de 1989) Santa Bárbara. Fábrica de Toledo	10	101_0_2_01 ... 101_0_2_10
		9 mm P Blindada (nº lote 02-sb-97) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	10	102_0_2_01 ... 102_0_2_10
	1700397 cal. 9p	9 mm P Semiblandada Mod. 88 (Cargada el 5 de marzo de 1989) Santa Bárbara. Fábrica de Toledo	10	101_0_3_01 ... 101_0_3_10
		9 mm P Blindada (nº lote 02-sb-97) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	10	102_0_3_01 ... 102_0_3_10

Tabla E1.1

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería exterior)	Nombre fichero
Revólver Astra Modelo 960 - 4"	R-303570	.38 Special Semiblindada (Cargada en 1980) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	6 doble acción	203_0_1_01 ... 203_0_1_06
			6 simple acción	204_0_1_01 ... 204_0_1_06
		.38 Special Semiblindada Punta Hueca Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	6 doble acción	205_0_1_01 ... 205_0_1_06
			6 simple acción	206_0_1_01 ... 206_0_1_06
	R-240862	.38 Special Semiblindada (Cargada en 1980) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	6 doble acción	203_0_2_01 ... 203_0_2_06
			6 simple acción	204_0_2_01 ... 204_0_2_06
		.38 Special Semiblindada Punta Hueca Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	6 doble acción	205_0_2_01 ... 205_0_2_06
			6 simple acción	206_0_2_01 ... 206_0_2_06
	R-240883	.38 Special Semiblindada (Cargada en 1980) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	6 doble acción	203_0_3_01_0_3_06
			6 simple acción	204_0_3_01 ... 204_0_3_06
		.38 Special Semiblindada Punta Hueca Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	6 doble acción	205_0_3_01 ... 205_0_3_06
			6 simple acción	206_0_3_01 ... 206_0_3_06

TABLA E1.2

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería exterior)	Nombre fichero
Escopeta Policial Franchi	06729CNP	Postas 12 UER	5	307_0_1_01 ... 307_0_1_05
		Perdigón 10ª Saga	5	308_0_1_01 ... 308_0_1_05
	06733CNP	Postas 12 UER	5	307_0_2_01 ... 307_0_2_05
		Perdigón 10ª Saga	5	308_0_2_01 ... 308_0_2_05
	06738CNP	Postas 12 UER	5	307_0_3_01 ... 307_0_3_05
		Perdigón 10ª Saga	5	308_0_3_01 ... 308_0_3_05

TABLA E1.3

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería exterior)	Nombre fichero
Fusil Modelo Coruña 7,62x51	R-42621	7,62x51 Santa Bárbara	5	409_0_1_01 ... 409_0_1_05
		.308 Win. Norma	5	410_0_1_01 ... 410_0_1_05
	R-54060	7,62x51 Santa Bárbara	5	409_0_2_01 ... 409_0_2_05
		.308 Win. Norma	5	410_0_2_01 ... 410_0_2_05
	R-42361	7,62x51 Santa Bárbara	5	409_0_3_01 ... 409_0_3_05
		.308 Win. Norma	5	410_0_3_01 ... 410_0_3_05

TABLA E1.4

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería exterior)	Nombre fichero
Cetme Modelo C. 7,62x51	PN 272489	7,62x51 Santa Bárbara	5	509_0_1_01 ... 509_0_1_05
		.308 Win. Norma	5	510_0_1_01 ... 510_0_1_05
	PN 274446	7,62x51 Santa Bárbara	5	509_0_2_01 ... 509_0_2_05
		.308 Win. Norma	5	510_0_2_01 ... 510_0_2_05
	PN 255167	7,62x51 Santa Bárbara	5	509_0_3_01 ... 509_0_3_05
		.308 Win. Norma	5	510_0_3_01 ... 510_0_3_05

TABLA E1.5

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería interior)	Nombre fichero
Pistola Star Modelo 28 PK	1926834 cal. 9p	9 mm P Semiblandada Mod. 88 (Cargada el 5 de marzo de 1989) Santa Bárbara. Fábrica de Toledo	10	101_1_1_01 ... 101_1_1_10
		9 mm P Blindada (nº lote 02-sb-97) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	10	102_1_1_01 ... 102_1_1_10
	1678187 cal. 9p	9 mm P Semiblandada Mod. 88 (Cargada el 5 de marzo de 1989) Santa Bárbara. Fábrica de Toledo	10	101_1_2_01 ... 101_1_2_10
		9 mm P Blindada (nº lote 02-sb-97) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	10	102_1_2_01 ... 102_1_2_10
	1700397 cal. 9p	9 mm P Semiblandada Mod. 88 (Cargada el 5 de marzo de 1989) Santa Bárbara. Fábrica de Toledo	10	101_1_3_01 ... 101_1_3_10
		9 mm P Blindada (nº lote 02-sb-97) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	10	102_1_3_01 ... 102_1_3_10

TABLA E1.6

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería interior)	Nombre fichero
Revólver Astra Modelo 960 - 4"	R-303570	.38 Special Semiblindada (Cargada en 1982) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	6 doble acción	203_1_1_01 ... 203_1_1_06
			6 simple acción	204_1_1_01 ... 204_1_1_06
		.38 Special Semiblindada Punta Hueca Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	6 doble acción	205_1_1_01 ... 205_1_1_06
			6 simple acción	206_1_1_01 ... 206_1_1_06
	R-240862	.38 Special Semiblindada (Cargada en 1982) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	6 doble acción	203_1_2_01 ... 203_1_2_06
			6 simple acción	204_1_2_01 ... 204_1_2_06
		.38 Special Semiblindada Punta Hueca Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	6 doble acción	205_1_2_01 ... 205_1_2_06
			6 simple acción	206_1_2_01 ... 206_1_2_06
	R-240883	.38 Special Semiblindada (Cargada en 1982) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	6 doble acción	203_1_3_01 ... 203_1_3_06
			6 simple acción	204_1_3_01 ... 204_1_3_06
		.38 Special Semiblindada Punta Hueca Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	6 doble acción	205_1_3_01 ... 205_1_3_06
			6 simple acción	206_1_3_01 ... 206_1_3_06

TABLA E1.7

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería interior)	Nombre fichero
Escopeta Policial Franchi	06729CNP	Postas 12 UER	5	307_1_1_01 ... 307_1_1_05
		Perdigón 10ª Saga	5	308_1_1_01 ... 308_1_1_05
	06733CNP	Postas 12 UER	5	307_1_2_01 ... 307_1_2_05
		Perdigón 10ª Saga	5	308_1_2_01 ... 308_1_2_05
	06738CNP	Postas 12 UER	5	307_1_3_01 ... 307_1_3_05
		Perdigón 10ª Saga	5	308_1_3_01 ... 308_1_3_05

TABLA E1.8

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Campo)	Nombre fichero
Pistola Star Modelo 28 PK	1926834 cal. 9p	9 mm P Semiblandada Mod. 88 (Cargada en 1990) Santa Bárbara. Fábrica de Toledo	10	101_2_1_01 ... 101_2_1_10
		9 mm P Blindada (nº lote 02-sb-97) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	10	102_2_1_01 ... 102_2_1_10
	1678187 cal. 9p	9 mm P Semiblandada Mod. 88 (Cargada en 1990) Santa Bárbara. Fábrica de Toledo	10	101_2_2_01 ... 101_2_2_10
		9 mm P Blindada (nº lote 02-sb-97) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	10	102_2_2_01 ... 102_2_2_10
	1700397 cal. 9p	9 mm P Semiblandada Mod. 88 (Cargada en 1990) Santa Bárbara. Fábrica de Toledo	10	101_2_3_01 ... 101_2_3_10
		9 mm P Blindada (nº lote 02-sb-97) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	10	102_2_3_01 ... 102_2_3_10

TABLA E1.9

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Campo)	Nombre fichero
Revólver Astra Mod. 960 - 4"	R-303570	.38 Special Semiblandada (Cargada en 1980) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	5 doble acción	203_2_1_01 ... 203_2_1_05
		.38 Special Semiblandada Punta Hueca Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	5 doble acción	205_2_1_01 ... 205_2_1_05
	R-240862	.38 Special Semiblandada (Cargada en 1980) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	5 doble acción	203_2_2_01 ... 203_2_2_05
		.38 Special Semiblandada Punta Hueca Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	5 doble acción	205_2_2_01 ... 205_2_2_05
	R-240883	.38 Special Semiblandada (Cargada en 1980) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	5 doble acción	203_2_3_01 ... 203_2_3_05
		.38 Special Semiblandada Punta Hueca Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	5 doble acción	205_2_3_01 ... 205_2_3_05

TABLA E1.10

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Campo)	Nombre fichero
Escopeta Policial Franchi	06729CNP	Postas 12 UER	5	307_2_1_01 ... 307_2_1_05
		Perdigón 10ª Saga	5	308_2_1_01 ... 308_2_1_05

TABLA E1.11

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Campo)	Nombre fichero
Fusil Modelo Coruña 7,62x51	R-42621	7,62x51 Santa Bárbara	5	409_2_1_01 ... 409_2_1_05
		.308 Win. Norma	5	410_2_1_01 ... 410_2_1_05

TABLA E1.12

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Campo)	Nombre fichero
Cetme Modelo C 7,62x51	PN 272489	7,62x51 Santa Bárbara	5	509_2_1_01 ... 509_2_1_05
		.308 Win. Norma	5	510_2_1_01 ... 510_2_1_05

TABLA E1.13

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Habitación)	Nombre fichero
Pistola Star Modelo 28 PK	1926834 cal. 9p	9 mm P Semiblandada Mod. 88 (Cargada en 1990) Santa Bárbara. Fábrica de Toledo	10	101_3_1_01 ... 101_3_1_10
		9 mm P Blindada (nº lote 02-sb-97) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	10	102_3_1_01 ... 102_3_1_10
	1678187 cal. 9p	9 mm P Semiblandada Mod. 88 (Cargada en 1990) Santa Bárbara. Fábrica de Toledo	10	101_3_2_01 ... 101_3_2_10
		9 mm P Blindada (nº lote 02-sb-97) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	10	102_3_2_01 ... 102_3_2_10
	1700397 cal. 9p	9 mm P Semiblandada Mod. 88 (Cargada en 1990) Santa Bárbara. Fábrica de Toledo	10	101_3_3_01 ... 101_3_3_10
		9 mm P Blindada (nº lote 02-sb-97) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	10	102_3_3_01 ... 102_3_3_10

Tabla E1.14

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Habitación)	Nombre fichero
Revólver Astra Mod. 960 - 4"	R-303570	.38 Special Semiblindada (Cargada en 1982) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	5 doble acción	203_3_1_01 ... 203_3_1_05
			5 simple acción	204_3_1_01 ... 204_3_1_05
		.38 Special Semiblindada Punta Hueca Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	5 doble acción	205_3_1_01 ... 205_3_1_05
			5 simple acción	206_3_1_01 ... 206_3_1_05
	R-240862	.38 Special Semiblindada (Cargada en 1982) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	5 doble acción	203_3_2_01 ... 203_3_2_05
			5 simple acción	204_3_2_01 ... 204_3_2_05
		.38 Special Semiblindada Punta Hueca Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	5 doble acción	205_3_2_01 ... 205_3_2_05
			5 simple acción	206_3_2_01 ... 206_3_2_05
	R-240883	.38 Special Semiblindada (Cargada en 1982) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	5 doble acción	203_3_3_01 ... 203_3_3_05
			5 simple acción	204_3_3_01 ... 204_3_3_05
		.38 Special Semiblindada Punta Hueca Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	5 doble acción	205_3_3_01 ... 205_3_3_05
			5 simple acción	206_3_3_01 ... 206_3_3_05

TABLA E1.15

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Habitación)	Nombre fichero
Escopeta Policial Franchi	06729CNP	Postas 12 UER	5	307_3_1_01
				...
				307_3_1_05
		Perdigón 10ª Saga	5	308_0_1_01
...				
		308_0_1_05		

TABLA E1.16

APÉNDICE E2

DISPAROS UTILIZADOS PARA EXPERIMENTAR (I)

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería interior)	Nombre fichero
Pistola Star Modelo 28 PK	1926834 cal. 9p	9 mm P Blindada (nº lote 02-sb-97) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	2	102_1_1_01
			Ganancia automática 20 db y 0 db	...
			2	102_1_1_02
			Ganancia automática 20 db y 0 db	...
			2	102_1_1_03
			Ganancia 3 20 db y 0 db	...
			2	102_1_1_04
Ganancia 5 20 db y 0 db	...			
2	102_1_1_05			
Ganancia 7 20 db y 0 db	...			
2	102_1_1_06			
Ganancia 10 20 db y 0 db	...			
2	102_1_1_07			
Ganancia 3 20 db y 0 db	...			
2	102_1_1_08			
Ganancia 5 20 db y 0 db	...			
2	102_1_1_09			
Ganancia 7 20 db y 0 db	...			
2	102_1_1_10			
Ganancia 10 20 db y 0 db	...			
2	102_1_1_11			
Ganancia 3 20 db y 0 db	...			
2	102_1_1_12			

TABLA E2.1

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería interior)	Nombre fichero
Pistola Star Mod. 28 PK	1700397 cal. 9p	9 mm P Semiblandada (Cargada el 5 de marzo de 1989) Santa Bárbara. Fábrica de Toledo	20 tiros (Micrófono en diferentes posiciones)	101_1_3_01 ... 101_1_3_20
Revólver Astra Mod. 960 - 4"	R-240883	.38 Special Semiblandada (Cargada en 1982) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	5 doble acción (Micrófono en diferentes posiciones)	203_1_3_01 ... 203_1_3_05

TABLA E2.2

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería interior)	Nombre fichero
Pistola Star 9 Corto	1090573	9 corto Blindada (Cargada en 1975) Santa Bárbara	8	611_1_1_01 ... 611_1_1_08
		Dag Semiblandada PH Dinamit Novel	8	612_1_1_01 ... 612_1_1_08
	1012460	9 corto Blindada (Cargada en 1975) Santa Bárbara	8	611_1_2_01 ... 611_1_2_08
		Dag Semiblandada PH Dinamit Novel	8	612_1_2_01 ... 612_1_2_08
	1090592	9 corto Blindada (Cargada en 1975) Santa Bárbara	8	611_1_3_01 ... 611_1_3_08
		Dag Semiblandada PH Dinamit Novel	8	612_1_3_01 ... 612_1_3_08

TABLA E2.3

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería interior)	Nombre Fichero
Revólver Colt King Cobra 4"	---	.38 Special Semiblinada PH Santa Bárbara	3	R03_1_x_01 R03_1_x_02 R03_1_x_03
	---	.357 Magnum Semiblinada PH Geco	3	R16_1_x_01 R16_1_x_02 R16_1_x_03
	---	.357 Magnum Semiblinada Geco	1	R14_1_x_01

TABLA E2.4

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería interior)	Nombre fichero
Escopeta Mossberg	H609606	Postas 12 UER	5	707_1_1_01 ... 707_1_1_05
		Perdigón 10ª Saga	5	708_1_1_01 ... 708_1_1_05
Escopeta repetidora. Cañón largo	---	Postas 12 UER	5	807_1_1_01 ... 807_1_1_05

TABLA E2.5

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería interior)	Nombre fichero
Pistola star Mod. 28 PK	-----	----	10	102_1_p_01 ... 102_1_p_10
Pistola Star Mod. 28 PK	-----	----	10	102_1_k_01 ... 102_1_k_10

TABLA E2.6

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería interior)	Nombre fichero
Revólver Astra Modelo 250 - 2"	---	.38 Special Semiblanda (Cargada en 1982) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	30 doble acción	903_1_1_01 ... 903_1_1_30
Revólver Astra Modelo 960 - 6"	---	.38 Special Semiblanda (Cargada en 1982) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	12 doble acción	Z03_1_1_01 ... Z03_1_1_12

TABLA E2.7

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería interior)	Nombre fichero
Pistola Star Modelo 28 PK	---	----	Grabaciones alumnos	Bombardeo

TABLA E2.8

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería interior)	Nombre fichero
Pistola Star 28 PK	1678195	9 mm P Blindada (Cargada en 1998) Santa Bárbara	5	113_1_11_01 113_1_11_05
	1762198	9 mm P Blindada (Cargada en 1998) Santa Bárbara	5	113_1_12_01 113_1_12_05
	1689513	9 mm P Blindada (Cargada en 1998) Santa Bárbara	5	113_1_13_01 113_1_13_05
	1926669	9 mm P Blindada (Cargada en 1998) Santa Bárbara	5	113_1_13_01 113_1_13_05
	1689503	9 mm P Blindada (Cargada en 1998) Santa Bárbara	5	113_1_14_01 113_1_14_05
	1823018	9 mm P Blindada (Cargada en 1998) Santa Bárbara	5	113_1_15_01 113_1_15_05
	1822981	9 mm P Blindada (Cargada en 1998) Santa Bárbara	5	113_1_16_01 113_1_16_05
	1822503	9 mm P Blindada (Cargada en 1998) Santa Bárbara	5	113_1_17_01 113_1_17_05
	1689512	9 mm P Blindada (Cargada en 1998) Santa Bárbara	5	113_1_18_01 113_1_18_05
	1689513	9 mm P Blindada (Cargada en 1998) Santa Bárbara	5	113_1_19_01 113_1_19_05

TABLA E2.9

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería interior)	Nombre fichero
Pistola Star Mod. 28 PK	1678187	9 mm P Blindada (Cargada en 1998) Santa Bárbara	5 (desde otra habitación)	113_1_2_01 ... 113_1_2_05

TABLA E2.10

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería exterior)	Nombre fichero
Pistola Star Mod. 28 PK	1678187	9 mm P Semiblandada (Cargada en 1982) Santa Bárbara	5 (Con micrófono dentro del "colgadizo")	101_0_2_01 ... 101_0_2_05

TABLA E2.11

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería interior)	Nombre Fichero
Pistola Star Mod. 28 PK	---	9 mm P Blindada (Cargada en 1987) Santa Bárbara	3	102_1_x_01 102_1_x_02 102_1_x_03
	---	9 mm P Semiblandada (Cargada en 1989) Santa Bárbara	3	101_1_x_01 101_1_x_02 101_1_x_03
Escopeta Policial Franchi	---	Cartucho Winchester Super X - 4B	3	315_1_x_01 315_1_x_02 315_1_x_03

TABLA E2.12

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería exterior)	Nombre Fichero
Pistola Star 9 Corto	1090573	9 Corto Blindada (Cargada en 1975) Santa Bárbara	6	611_0_1_01 ... 611_0_1_06
	---	Dag Semiblandada PH Dinamit Novel	6	612_0_1_01 ... 612_0_1_06
Revólver Astra Mod. 250 - 2"	---	.38 Special Semiblanda (Cargada en 1982) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	5 doble acción (Micrófono a 2x2 a la izquierda)	903_0_1_01 ... 903_0_1_05
Revólver Colt King Cobra 4"	---	.38 Special Semiblanda (Cargada en 1982) Santa Bárbara. Fábrica de Palencia	5	R03_0_x_01 ... R03_0_x_05
	---	.357 Magnum Semiblandada Geco	5	R14_0_x_01 ... R14_0_x_05
Pistola Star Mod. 28 PK	---	9 mm P Blindada (Cargada en 1987) Santa Bárbara	5	102_0_x_01 ... 102_0_x_05
	---	9 mm P Semiblandada (Cargada en 1989) Santa Bárbara	5	101_0_x_01 ... 101_0_x_05
Escopeta Policial Franchi	---	Postas Winchester Super X - 4B	5	315_0_x_01 ... 315_0_x_05
Escopeta repetidora. Cañón Largo	---	Postas 12 (Cargada en 1986) UER	5	807_0_x_01 ... 807_0_x_05

TABLA E2.13

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Campo)	Nombre fichero
Pistola Star 9 Corto	1090573	9 Corto Blindada (Cargada en 1975) Santa Bárbara	8	611_2_1_01 ... 611_2_1_08
		Dag Semiblandada PH Dinamit Novel	8	612_2_1_01 ... 612_2_1_08
	1012460	9 Corto Blindada (Cargada en 1975) Santa Bárbara	8	611_2_2_01 ... 611_2_2_08
		Dag Semiblandada PH Dinamit Novel	8	612_2_2_01 ... 612_2_2_08
	1090592	9 Corto Blindada (Cargada en 1975) Santa Bárbara	8	611_2_3_01 ... 611_2_3_08
		Dag Semiblandada PH Dinamit Novel	8	612_2_3_01 ... 612_2_3_08

TABLA E2.14

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Campo)	Nombre fichero
Cetme Mod. C 762x51	PN 272489	.308 Win. Norma	5	509_2_1_01 ... 509_2_1_05

TABLA E2.15

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Habitación)	Nombre fichero
Pistola Star 9 Corto	1090573	9 Corto Blindada (Cargada en 1975) Santa Bárbara	8	611_3_1_01 ... 611_3_1_08
		Dag Semiblandada PH Dinamit Novel	8	612_3_1_01 ... 612_3_1_08
	1012460	9 Corto Blindada (Cargada en 1975) Santa Bárbara	8	611_3_2_01 ... 611_3_2_08
		Dag Semiblandada PH Dinamit Novel	8	612_3_2_01 ... 612_3_2_08
	1090592	9 Corto Blindada (Cargada en 1975) Santa Bárbara	8	611_3_3_01 ... 611_3_3_08
		Dag Semiblandada PH Dinamit Novel	8	612_3_3_01 ... 612_3_3_08

TABLA E2.16

APÉNDICE E3

DISPAROS UTILIZADOS PARA EXPERIMENTAR (II)

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería interior)	Nombre fichero
Rifle Unique Calibre 22 Semiautomático	----	.22 Subsonic Remington	10	X16_1_1_01 ... X16_1_1_10
		.22 Subsonic Remington (Con silenciador I)	10	X17_1_1_01 ... X16_1_1_10
		.22 Subsonic Remington (Con silenciador II)	10	X18_1_1_01 ... X16_1_1_10
		.22 Long Rifle (Cargada en 1980) Santa Bárbara	10	X19_1_1_01 ... X19_1_1_10
		.22 Long Rifle (Cargada en 1980) Santa Bárbara (Con silenciador I)	10	X20_1_1_01 ... X20_1_1_10
		.22 Long Rifle (Cargada en 1980) Santa Bárbara (Con silenciador II)	10	X21_1_1_01 ... X21_1_1_10
		.22 Long Rifle (Cargada en 1977) Santa Bárbara	3	X15_1_1_01 ... X15_1_1_03
		22 Long Rifle (Cargada en 1977) Santa Bárbara (Con silenciador I)	8	X14_1_1_01 ... X14_1_1_08

TABLA E3.1

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería interior)	Nombre fichero
Pistola Astra Modelo 7000 Calibre 22	----	.22 Subsonic Remington	16	L18_1_1_01 ... L18_1_1_16
		.22 Long Rifle (Cargada en 1980) Santa Bárbara	16	K15_1_1_01 ... K15_1_1_16
Revólver Astra Modelo 250 - 2"	-----	Fogueo 9x17 /.380 SK	10	Y22_1_1_01 ... Y22_1_1_10
Subfusil Star Modelo Z70	-----	9 mm Parabellum Santa Bárbara	25 (Ráfaga)	M23_1_1_01

TABLA E3.2

APÉNDICE E4

DISPAROS UTILIZADOS PARA ENTRENAR Y PROBAR EN LA IDENTIFICACIÓN DE LA
MUNICIÓN

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería interior)	Nombre fichero
Pistola Star Modelo 28 PK	1926834 cal. 9p	9 mm Luger HPJ Remington	48	131_1_1_01 ... 131_1_1_48
		9 mm Luger Subsonic Sellier & Bellot	48	132_1_1_01 ... 132_1_1_48
		9 mm Luger Punta de plomo Magtech	48	133_1_1_01 ... 133_1_1_48
		9 mm P Blindada Santa Bárbara	48	134_1_1_01 ... 134_1_1_48

TABLA E4.1

TIPO Y MODELO DE ARMA	Nº SERIE	MUNICIÓN	Nº disparos (Galería interior)	Nombre fichero
Revólver Astra Modelo 960 - 4"	R-303563	.38 Special HPJ (+P) Remington	48	241_1_1_01 ... 241_1_1_48
		.38 Special Punta de plomo UMC	48	242_1_1_01 ... 242_1_1_48
		.38 Special Semiblandada Santa Bárbara	48	243_1_1_01 ... 243_1_1_48
		.38 Special Semiblandada PH Santa Bárbara	48	244_1_1_01 ... 244_1_1_48

TABLA E4.2

BIBLIOGRAFÍA

- [ALE89] Aleksander, I.; **Neural Computer Architectures. The Designs of Brain-like Machines**; North Oxford Academic (1989).
- [BEA90] Beale & Jackson; **Neuronal Computing an introduction**; Adam Hilger (1990).
- [BEL90] Bellanger, M.; **Digital Processing of signals**; John Wiley & Sons (1990).
- [BAU89] Baum, E.B., Haussler, D.; **What size net gives valid generalitation?**; Neural Computation, 1, pp 151-160, 1989.
- [BIS94] Bishop, C.M.; **Neuronal networks and their applications**; Rev. Sci. Instrum., 65,6, pp 1803-1832, 1994.
- [CAL98] Calonge Cano, T.; **Simulación de Redes Neuronales Artificiales Mediante Procesamiento en Paralelo**; Tesis Doctoral. Universidad de Valladolid. ISBN: 84-7762-909-9. Abril 1998.
- [CAR84] Carrión, M.C., Rubio A.J.; **Un detector explícito de principio y final para palabras aisladas**; Revista Informática y Automática. Nº 60, pp 34-39, 1984,.
- [CAR88] Carpenter, G., Grossberg, S.; **The ART of Adaptive Pattern Recognition by a self-organizing neural network**; IEEE Computer, pp 77-88, Marzo 1988.
- [CAS87] Casacuberta, E.V.F.; **Reconocimiento automático del habla**; Marcombo (1987).
- [COK76] Coker, C.H.; **A Model of Articulatory Dynamics and Control**; Proc IEEE Vol. 54, Nº 4, pp 452-459, April 1976.
- [DEM92] Demartines, P., Blayo, F.; **kohonen self-organizing maps: Is the normalization necessary?** Complex Systems, 6, pp 105-123, 1992.
- [DIX69] Dixon, J.W., Massey, J.F.; **Introducción al análisis estadístico**; Ediciones del Castillo (1969).
- [ELM90] Elman, J.L.; **Finding Structure in Time**; Cognitive Science (1990).
- [ESC77] Escudero, L.F.; **Reconocimiento de Patrones**; Paraninfo (1977).
- [FLA72] Flanagan, J.L.; **Speech Analysis Synthesis and Perception**; Springer-Verlag (1972).

- [FRE93] Freeman J.A., Skapura D.M.; **Redes neuronales. Algoritmos, aplicaciones y técnicas de programación**; Addison-Wesley (1993).
- [FUK80] Fukushima, K. Neognitron; **A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position**; Biological Cybernetics, 36, pp193-202, 1980.
- [FUR91] Furui, S.; **Digital Speech Processing, Synthesis, and Recognition**; Marcel Dekker, Inc. (1991).
- [GED95] Gedeon, T.D., Wong, P.M., Harris, D.; **Balancing the bias and variance: Network topology and pattern set reduction techniques**; Proc. Int. Work. On Artificial Neural Networks, IWANN95, pp 550-8, Torremolinos. España Julio, 1995.
- [HAN96] Hanselman, D., Littlefield, B. (Trac. Dormido Bencomo S. y otros); **Matlab**; The Math Works Inc. (1996).
- [HAY94] Haykin, S.; **Neural Networks. A comprehensive foundation**; Macmillan (1994).
- [HAY99] Haykin, S.; **Neural Networks. A comprehensive foundation**; Prentice Hall. (1999).
- [HEC90] Hecht-Nielsen, R.; **Neurocomputing**; Addison Wesley. (1990).
- [HER91] Hertz, J., Krogh, A., Palmer, R.; **Introduction to the theory of Neural Computation**; Addison Wesley (1991).
- [HIN86] Hinton, G.E., Sejnowski, T.J.; **Learning and relearning in Boltzmann Machines**; Vol1: Foundations. MIT Press (1986).
- [HOP82] Hopfield, J.J.; **Neural networks and physical system with emergent collective computational abilities**; Proc. of the National Academy of Sciences, 79, pp. 2554-2558, 1982.
- [HRY92] Hrycej, T.; **Modular Learning in Neural Networks**; Johnwiley and Sons (1992).
- [HUD99] Hudson, D.L., Cohen, M.E.; **Neural Networks and Artificial Intelligence for Biomedical Engineering**; IEEE Pres Series in Biomedical Engineering (1999).
- [JAI96] Jain, A.K. y Mao, J .; **Artificial Neural Networks: A Tutorial**; IEEE Computer, Marzo 1996.
- [JOR90] Jordan, M.I.; **Forward Models: Supervised Learning with a Distal Teacher**; MIT Center for cognitive Science, Occasional paper 40, 1990.
- [JUT95] Jutten, C.; **Learning in evolutive neural architectures: An ill-posed problem?**; Proc. Int. Work. On Artificial Neural Networks, IWANN95, pp 361-374, Torremolinos (España), Jun., 1995.

- [KOH82a] Kohonen, T.; **Self-Organization formation of topologically correct feature maps**; Biological Cybernetics, 43, pp 59-69, 1982.
- [KOH82b] Kohonen, T.; **Analysis of a simple self-organizing process**; Biological Cybernetics, 44, pp 135-140, 1982.
- [KOH88a] Kohonen, T., Barna, G., Chrisley, R.; **Statistical pattern recognition with neural networks: benchmarking**; Proc. IEEE Int. Conf. On Neural Networks, I, pp 61-68, San Diego, 1988.
- [KOH88b] Kohonen, T.; **The neural phonetic typewriter**. IEEE Computer Magazine, pp 11-22, Marzo 1988.
- [KOH89] Kohonen, T.; **Self Organization and Associative memories**; Springer-Verlag (1989)
- [KOH90] Kohonen, T.; **The Self-Organization Maps**; Proc. Of the IEEE, 78, 9, pp 1464-1480, 1990.
- [KOS92] Kosko, B.; **Neural Networks for signal processing**; Prentice-Hall International Editions (1992)
- [KRA94] Krauss, Thomas P., Shure L., Little J.N.; **Signal Processing TOOLBOX For Use with MATLAB**; The MATH WORKS Inc. (1994).
- [LAN90] Lang, K., Waibel, A., Hinton, G.; **A Time Delay Neural Network For Isolated Word Recognition**; Neural Networks Vol 3 pp 23-43, 1990.
- [LEE89] Lee Kai-Fu; **Automatic Speech Recognition**; KAP (1989).
- [LIP87] Lippman, R.P.; **An Introduction to Computing With Neural Nets**; IEEE ASSP Magazine 4 (1987).
- [MAC94] Macía, M. J.; Espada, R.; del Amo, J.; Lafont, L.; Herrero, F. y Castilla, M.; **Tiro, Armas y Explosivos**; Dirección General de la Policía. División de Formación y Perfeccionamiento (1994).
- [MAC96] Macía, M.J., del Amo, J., Herrero, F.; **Cuaderno de Formación nº 13. Manual de Tiro, Armas y Explosivos**; Dirección General de la Policía. División de Formación y Perfeccionamiento (1996).
- [MAL73] Malsburg, Ch.; **Self-organization of orientated sensitive cells in the striate cortex**. Kybernetik, 14, pp 85-100, 1973.
- [MAR93a] Maravall Gómez-Allende, D.; **Reconocimiento de Formas y Visión Artificial**; Rama (1993).
- [MAR93b] Martín del Brío, B., Serrano, C.; **Self-organizing neural networks for analysis and representation of data: Some financial cases**; Neural Computing and App., 1, pp 193-206, 1993.

- [MAR97] Martín del Brío, B. y Sanz, A.; **Redes Neuronales y Sistemas Borrosos**; Ra-Ma (1997).
- [MAS93] Masters, T.; **Practical Neural Networks Recipes in C++**; Academic Press (1993).
- [MAS95] Masters, T.; **Neural, Novel & Hybrid Algorithms for Time Series Prediction**; Wiley (1995).
- [MCC43] McCulloch, W.S., Pitts, W.; **A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity**; Bulletin of Mathematical Biophysics (1943).
- [MCC86] McClelland, J.L., Rumelhart, D.E.; **Parallel Distributed Processing**; Vol2: Psychological and biological models. MIT Press (1986).
- [MIN69] Minsky, M.; Papert, S.; **Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry**; Cambridge Mass: MIT Press (1969).
- [MOR91] Morgan, D.P., Scofield, C.L.; **Neural Networks and Speech Processing**; Kluwer Academic Publishers (1991).
- [MOZ89] Mozer, M. Et al.; **Using Relevance to Reduce Network Size Automatically**; Connection Science Vol. 1, 1989.
- [MUL90] Müller, B., Reinhardt, J.; **Neural Networks: An Introduction**; Springer-Verlag (1990).
- [ORA74] Oran Brigham, E.; **The Fast Fourier Transform**; Prentice-Hall (1974).
- [PEA89] Pearlmutter, B.A.; **Learning State Space Trajectories in Neural Networks**; Neural Computation Vol 1, pp 263-269, 1989.
- [POR90] Port R.; **Representation and Recognition of Temporal Patterns**; Connection Science Vol 2, 1990.
- [POU83] Poulton, A.S.; **Microcomputer Speech Synthesis and Recognition**; Sigma Technical Press (1983).
- [QUI87] Quilis, A.; **Fonética Acústica de la Lengua Española**; Gredos (1987).
- [RAB75] Rabiner, L.R.; Sambur M.R.; **An algorithm for determining the endpoint of isolated utterances**. The Bell system technical Journal; Feb 1975. 54(2) pp 297-315 (1975).
- [RAB78] Rabiner, L.R.; Shafer R.W.; **Digital Processing of Speech Signals**; Prentice-Hall (1978).
- [REC99] Recuero, M.L.; **Ingeniería acústica**; Paraninfo (1999).
- [RIO89] Ríos Insua, M.J. y Ríos Insua S.; **Procesos de Decisión Multicriterio**; Eudema (1989).

- [RIO91] Ríos, J., Pazos A., Brisabosa, N.R., Caridad S.; **Estructura dinámica y aplicaciones de las redes de neuronas artificiales**; Centro de Estudios Ramón Areces (1991).
- [RIO93] Ríos Insua, S.; **Investigación Operativa**; Centro de Estudios Ramón Areces (1993).
- [RIT88] Ritter, H., Schulten, K.; **Convergence properties of Kohonen's topology coserving maps: Fluctuations, stability, and dimension selection**; Biological Cybernetics, 60, pp 59-71, 1988.
- [RIT91] Ritter, H., Martinetz, T., Schulten, K.; **Neural Computation and Self-Organizing Maps**; Addison-Wesley (1991).
- [ROB87] Robison, A.J., Fallside F.; **The Utility Driven Dynamic Error Propagation Network**; Technical Report CUED/F-INFENG/TR-i. Cambridge, England: Cambridge University. Engineering Departament (1987).
- [ROS62] Roseblatt, F.; **Perceptrons: Principles of Neurodynamics**; NY Sportan Books (1962).
- [RUM86a] Rumelhart, D.E., McClelland, J.L.; **Parallel Ditrributed Processing. Voll: Foundations**. MIT Press (1986).
- [RUM86b] Rumelhart, D.E., Hinton G.E., Willians R.J.; **Learning representations by backproppagating errors**; Nature, 323, pp533-6, 1986.
- [SAN94] Sánchez, L.A., Alonso, R.L. et al.; **Insolated Word Recognition with a Double Neural Network**; Journal Mini Microcomputers. Vol. 16, N° 3, pp 134-140, 1994.
- [SAD89] Sadaoki, F.; **Digital Speech Processing, Shinthesis and Recognition**; Dekker (1989).
- [SIE84] Siegfried, F. H.; **Tiros de combate y defensa personal. Nuevas técnicas de tiro de Policía**; A.D.S. Rede (1984).
- [SIM92] Simpson P.K.; **Foundations of neural networks**; En Edgard Sánchez Sinencio y Clifford Lau, editores, Artificial Neural Networks. Paradigms, application, and hardware implementations, pp 3-24, New York, 1992. IEEE, IEEE Press, 1992.
- [SHE90] Shepherd, G.M.; **The Synaptic Organization of the Brain**; 3ed.,Oxford Press (1990).
- [TET91] Tetschner, W.; **Voice Processing**; Artech House (1991).
- [UHR73] UHR, L.; **Pattern Recognition. Learning and Thought**; Prentice-Hall (1973).
- [WAI87] Waibel, A.; Hazanawa; Hinton, G. Et al.; **Phonems Recognition Using Time Delay Neural Networks**; Technical Report TR-I-006 Japan: Advanted Telecommunications Research Institute (1987).

- [WEI91] Weigend, A.S., Rumelhart, D. E.; **Generalization through minimal networks with application to forecasting**; En: Keramidas, E. INTERFACE'91-23RD Symp, on the Interface: Computer Science and Statistics, pp. 362-370, Interface Foundation, 1991.
- [WEI93] Weigend, A.S.; **Book Review: Hertz-Krogh-Palmer, Introduction to the Theory of Neural Computation**; Artificial Intelligence, 1993.
- [WER90] Werbos, P.J.; **Backpropagation through time: What is does and how to do it**. Proc of the IEEE, Oct., pp 1550-1560, 1990.
- [WHE90] Wheddon, C. & Linggard, R.; **Speech and Language Processing**; Chapman and Hall (1990).
- [WIL89] Williams, R.J.; Zipser, D.; **A Learning Algorithm for Continually Running Fully Recurrent Neural Networks**; Neural Computation Vol.1, pp 279-280, 1989.