



UNIVERSIDAD DE SALAMANCA
ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR DE ÁVILA

**MASTER EN GEOTECNOLOGÍAS CARTOGRÁFICAS EN
INGENIERÍA Y ARQUITECTURA.**

PROYECTO FIN DE MÁSTER

**CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS
HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS
SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICOS.**

TUTORES

Diego González Aguilera

Pablo Rodríguez González

Realizado por

Juan Luis Bermúdez González
50204689J

jbermudez@beritec.es

Guadalajara Agosto de 2012

A mis padres,
A Pablo, Guillermo y Celia
por recordarme que existe
vida después del trabajo.
Arancha por apoyarme, y animarme.
Gracias a todos, esto es vuestro.

Contenido

1	ESTADO DEL ARTE	7
1.1	Los trabajos de campo	8
1.2	El procesado de datos en oficina.....	9
1.3	Necesidades objetivas de los programas a emplear	9
2	OBJETIVOS DEL PROYECTO	10
3	MEDIOS TÉCNICOS	12
3.1	Equipos.....	12
3.2	Programas informáticos.....	15
4	INTRODUCCIÓN	17
4.1	Elementos que afectan a la calidad final de la nube de puntos	18
4.2	La radiación electromagnética	19
4.3	El medio de transmisión	20
4.4	La radiación y la respuesta de los materiales	21
4.5	Las patologías en edificios históricos	25
4.5.1	Lesiones menores.....	25
5	TOMA DE DATOS EN CAMPO.....	29
5.1	Toma de datos infrarrojo térmico	29
5.2	Toma de datos láser y RGB	30
6	FUSIÓN Y ORIENTACIÓN DE ESCANEADOS.....	36
6.1	Datos FARO FOCUS.....	36
6.2	DEPURACIÓN DE DATOS	41
6.3	EXPORTACIÓN DE FICHEROS	44

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

6.4	Creación de ortoimágenes con RealWorks de Trimble.	44
7	PROCESAMIENTO DE DATOS	52
7.1	Clasificación no supervisada	54
7.1.1	El algoritmo de clasificación K-Means	54
7.1.2	El algoritmo de clasificación Fuzzy K-Means.....	55
7.1.3	El algoritmo de clasificación ISODATA.....	56
7.2	Clasificación supervisada	56
7.2.1	El algoritmo de clasificación por mínima distancia	57
7.2.2	El algoritmo de clasificación por paralepípedos	57
7.2.3	El algoritmo de clasificación por máxima probabilidad	57
7.3	Otros sistemas de clasificación	57
7.4	Estimación de exactitud de una clasificación.....	58
8	PROCESAMIENTO DE DATOS con PCIGEOMÁTICA.	61
8.1	Clasificación No Supervisada.....	62
8.2	Clasificación supervisada	64
9	DOCUMENTACIÓN GRÁFICA DE LAS PATOLOGÍAS.....	68
10	ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS POR COMPARACIÓN CON LA REALIDAD.....	74
10.1	Zonas donde existe desprendimiento de plaquetas.....	75
10.2	Cambio de material o estado de conservación de la piedra	77
10.3	Zonas donde existen daños de vandalismo por pintadas	80
10.4	Zonas de humedad por escorrentía	82
10.5	Zonas de humedad por capilaridad	84
10.6	Zonas donde existen elementos ajenos a la fachada	86
11	CONCLUSIONES.....	90

Proyecto fin de Máster en Geotecnologías Cartográficas en Ingeniería y Arquitectura.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

11.1	Generales.....	90
11.2	Internas del estudio	91
12	DESARROLLOS FUTUROS.....	94
13	ANEXO DE RESULTADOS PARA CADA ALGORITMO DE CLASIFICACIÓN	96
13.1	Palacio del Infantado.....	96
13.1.1	Datos de partida	96
13.1.2	Clasificación RGB no supervisada. K-Mean.....	97
13.1.3	Clasificación RGB no supervisada. Fuzzy K-Mean.	98
13.1.4	Clasificación RGB no supervisada. ISODATA	99
13.1.5	Clasificación infrarrojo no supervisada. K-Mean.	100
13.1.6	Clasificación infrarrojo no supervisada. Fuzzy K-Mean.	101
13.1.7	Clasificación infrarrojo no supervisada. ISODATA.....	102
13.1.8	Clasificación IR+ RGB no supervisada. K-Mean.....	103
13.1.9	Clasificación IR+ RGB no supervisada. Fuzzy K-Mean.....	104
13.1.10	Clasificación IR + RGB no supervisada. ISODATA.....	105
13.1.11	Clasificación supervisada RGB. Zonas de entrenamiento.....	106
13.1.12	Algoritmo de clasificación supervisada por máxima probabilidad RGB	106
13.1.13	Algoritmo de c. supervisada por máxima probabilidad con clases nulas	109
13.1.14	Algoritmo de clasificación supervisada por mínima distancia en capas RGB ...	109
13.1.15	Algoritmo de clasificación supervisada por paralepípedos en capas RGB	112
13.1.16	Clasificación supervisada Infrarrojo. Zonas de entrenamiento.....	114
13.1.17	Algoritmo de c. supervisada por máxima probabilidad en capa IR.....	115
13.1.18	Algoritmo de clasificación supervisada por mínima distancia en capa IR	118
13.1.19	Algoritmo de clasificación supervisada por paralepipedos en capa IR.....	120

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

13.1.20	Clasificación Infrarrojo + RGB supervisada. Áreas de entrenamiento.....	124
13.1.21	Algo. de c. supervisada por máxima probabilidad en capas IR+ RGB.....	126
13.1.22	Algo. de clasificación supervisada por paralepípedos en capas IR+RGB	129
13.1.23	Algo. de clasificación supervisada por mínima distancia en capa IR+RGB	132
13.2	Templo de Diana	134
13.2.1	Clasificación infrarrojo+ RGB no supervisada. K-Mean.	135
13.2.2	Clasificación infrarrojo+ RGB no supervisada. Fuzzy K-Mean.....	137
13.2.3	Clasificación infrarrojo + RGB no supervisada. ISODATA.....	138
13.2.4	Clasificación por algoritmos supervisados.....	140
13.2.5	Clasificación infrarrojo+ RGB supervisada por paralepípedos.....	141
13.2.6	Clasificación infrarrojo+ RGB supervisada por mínima distancia.	145
13.2.7	Clasificación infrarrojo + RGB supervisada por máxima probabilidad.	147
14	BLIBLIOGRAFÍA.....	150

1 ESTADO DEL ARTE

La caracterización de patologías en edificios es un tema de mayor relevancia cada día. Es un hecho que la mayor parte de las construcciones actuales son de mediados del siglo XX, y que cada día es más necesario conocer y controlar el estado real de las construcciones para poder aplicar sistemas de rehabilitación adecuados y evitar que las construcciones lleguen a estados irreversibles, siendo necesaria su demolición.

Numerosos ayuntamientos preocupados por el estado general de las edificaciones han aprobado normas para el control periódico de los edificios con más de 40 años, la denominada Inspección Técnica de Edificios (ITE). Esta obligación de revisar los elementos constructivos, paramentos, redes de distribución interior, elementos exteriores y demás ha supuesto el desarrollo de un nicho de mercado que no se había explotado hasta la fecha, numerosas empresas han visto en el campo de la Inspección Técnica de Edificios una posibilidad de negocio interesante y que ha repercutido directamente en el ámbito de estudio de este proyecto: “La caracterización de patologías en edificios históricos” ya que ha proporcionado un impulso económico importante con el objeto de poder determinar patologías de forma más exhaustiva, más rápida y más económica.

Hasta la fecha el diagnóstico y caracterización de patologías se ha realizado exclusivamente mediante trabajos de campo, acompañados en todo caso por croquis o fotografías. En algunos casos de edificaciones históricas se han empleado medios más técnicos pero casi siempre con carácter experimental difícilmente contrastable o mediante la aplicación técnicas de laboratorio de difícil aplicación práctica.

Existen varios tratados sobre patologías en edificación y su análisis, pero pocos donde se describa una metodología completa y científica para su documentación. Un esquema de trabajo clásico presentaría las siguientes fases:

1. Determinación del tipo de fallo por examen visual y documentado (fotografías).
2. Determinación del producto de corrosión mediante análisis químico.
3. Identificación del material.

[Enciclopedia broto de las patologías de la construcción, Jeanette Alther 2006]

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

En la línea de este proyecto para la aplicación de técnicas no destructivas, los investigadores han desarrollado hasta la fecha ensayos destinados a la inspección y que reducen los costes y aumentan la calidad del análisis aplicando otros sistemas, principalmente:

- Mediante partículas magnéticas.
- Mediante líquidos penetrantes.
- Métodos de inspección radiográfica. Se emplean rayos X y rayos gamma para detectar discontinuidades en el interior de los elementos.
- Pruebas de ultrasonidos. Empleando equipos que emiten ondas sonoras de alta frecuencia.

Estas técnicas, pese a ser un avance con respecto a la toma de datos tradicional, presentan los inconvenientes de su alto coste y especialización de equipos, y la imposibilidad de disponer de un análisis continuo.

1.1 Los trabajos de campo

El procedimiento habitual de detección de patologías en edificación ha sido un proceso subjetivo y poco científico. Los informes han estado supeditados a la valoración de los técnicos que evalúan y tratan de localizar todas las patologías visibles en las edificaciones.

Los trabajos de campo se han basado en toma de muestras físicas con procedimientos invasivos que deterioran el objeto de estudio, complementado con fotografías y tomas de medidas en algún caso.

Estos procedimientos suponen una pobre documentación de las patologías y por tanto una baja posibilidad de establecer procedimientos adecuados para su control y corrección.

Los informes de campo se basan en el criterio subjetivo del técnico que lo realiza sin que sea posible establecer un baremo claro de afección patológica, y condicionado siempre por la posición del observador, distancia a la fachada, iluminación, y medios que disponga para la correcta documentación.



1.2 El procesado de datos en oficina

No existe a día de hoy [Agosto 2012] ningún programa específico y completo para el tratamiento de datos geomáticos que permita el procesamiento conjunto de datos procedentes de sensores láser, multiespectrales y térmicos, aplicado a la determinación de patologías en los edificios.

Para el análisis de los resultados es necesario emplear varios programas, cada uno creado con un objetivo concreto y que nos permite su aplicación en alguna fase determinada del proyecto.

Existen números programas de modelado en 3D, pero cuando hablamos de modelado de datos geomáticos la lista disminuye drásticamente. Si dejamos de lado los programas desarrollados por universidades y nos centramos en los programas comerciales prácticamente la lista se reduce a unos pocos.

En este caso hablamos de datos geomáticos muy específicos: Láser, cámaras multiespectrales y sensores térmicos, de los que encontrar programas adaptados o pensados para la modelización de estos datos es complicado, tan complicado que para los datos laser cada fabricante ha decidido poner en el mercado su propio programa que para poder manejar y tratar correctamente la nube de puntos. Pero para el resto de datos habrá que adaptar los programas existentes.

1.3 Necesidades objetivas de los programas a emplear

Para la realización de los trabajos será necesario disponer de programas que resuelvan las siguientes necesidades técnicas:

- Mosaicado de imágenes.
- Georeferenciación de datos (raster y ASCII).
- Clasificación de imágenes.
- Ortorectificación de imágenes.
- Modelado de datos.
- Dibujo-extracción de entidades

2 OBJETIVOS DEL PROYECTO

A la vista de las metodologías y sistemas empleados actualmente para la determinación de patologías en edificios históricos, es necesario investigar y profundizar en el desarrollo de nuevas técnicas que permita documentar las patologías de las fachadas de forma fehaciente, objetiva y económica.

Con medios técnicos cuyo coste esté en consonancia con el problema que pretendemos solucionar, con las necesidades y situación actual, que puedan ser manejados por técnicos competentes sin necesidad de tener un alto grado de especialización como sucede con el uso de partículas magnéticas o líquidos penetrantes. Se busca también que el sistema sea de fácil aplicación, sin peligros metodológicos como ocurre en el caso de los rayos X o Gamma, y prácticamente con resultados invariantes o con unas condiciones de repetitividad altas, es decir que para un fenómeno concreto observado varias veces se alcance en todos los casos el mismo resultado siempre que se cumplan los condicionantes metodológicos establecidos. Esto permitirá la elaboración de escalas de afección para cada patología.

Además cada día es más necesario conocer la ubicación de los objetos en el espacio, georeferenciarlos y conocer la ubicación de las patologías dentro del objeto, para lo que es necesario disponer de documentación continua de toda la fachada que incluya las partes afectadas y sanas, donde se puedan establecer tolerancias y precisiones en la determinación geométrica de las patologías.

El objetivo de este proyecto es realizar un análisis teórico de los ensayos no destructivos que pueden aplicarse a priori y mostrar los resultados prácticos obtenidos.

La aplicación de estas nuevas metodologías de trabajo permitirá:

Una documentación más objetiva y exhaustiva de las patologías.

La aplicación de un sistema integral de documentación no destructivo.

Un conocimiento real de las dimensiones y georeferenciación de las patologías.

Para ello se han desarrollado la siguiente fase de trabajo:

Toma de datos mediante sensores láser, multiespectrales y térmicos.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Procesamiento de datos brutos.

Creación de ortoimágenes de fachadas y ficheros depurados de puntos.

Análisis y clasificación de puntos.

Obtención de planos de fachadas con identificación de patologías.

3 MEDIOS TÉCNICOS

3.1 Equipos

En la toma de datos se ha empleado el Laser escáner FARO FOCUS 3D, es un láser escáner de medio alcance y que emplea tecnologías de medición de distancias por fase.

Es un equipo de última generación y sustituye al FARO PHOTON 80/20 equipo con el que ya se han realizado en el Máster en Geotecnologías Cartográficas en Ingeniería y Arquitectura algunas pruebas con el objeto de poder establecer una caracterización patológica de fachadas, y cuyos datos junto con los resultados procedentes del estudio **“Monitoring biological crusts in civil engineering structures using intensity data from terrestrial laser scanners”** (H. González-Jorge, D. González-Aguilera, P. Rodríguez-Gonzálvez, P. Arias) se utilizan para poder establecer unas conclusiones finales independientes del equipo de medida utilizado.

En el cuadro que se muestra a continuación pueden verse las grandes diferencias que existen entre ambos equipos, especialmente en cuanto a velocidad y capacidad de escaneado y peso, lo que ha generado dudas sobre la estabilidad y fiabilidad de los datos proporcionados con el FARO FOCUS. En el modelo anterior el espejo que se emplea para reflejar el haz laser es de aluminio pulido, mientras que en el nuevo modelo es de un material más ligero (Probablemente policarbonato, pero no lo especifica en ningún sitio). Modificaciones como esta han llevado a la notable reducción de peso y volumen, lo que resulta infinitamente más cómodo para el desarrollo de los trabajos de campo.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

	FARO PHOTON 80	FARO FOCUS 3D
Tipo de medición	Fase	Fase
Rango de medición	0,6 m - 76m.	0,6m-120m.
Velocidad de medición	120.000 puntos / s	976.000 puntos /s
Error Sistemático	2 mm.	2 mm.
Tiempo de Escaneo	7 Minutos	2-3 Minutos
Rango de ruido	0,45-0,9mm.	0,6 mm. A 10 metros
	0,60-1,2mm.	0,95 mm. a 25 m.
Peso	14,5 kg	5 Kg
Dimensiones (LxWxH)	410x160x280mm.	240x200x100mm.
Cámara integrada a Color	NO	SI
Sin paralaje Laser -RGB	NO	SI
Otros sensores	NO	Inclinación y altura
Potencia del laser	20 mW (Clase 3R)	20 mW (Clase 3R)
Longitud de onda	785 nm	905 nm
Divergencia del haz	0,16 mrad	0,16 mrad
Tamaño del haz en la salida	3,3 mm.	3,8 mm
Máxima velocidad del haz vertical	2.880 rmp	5820 rmp

Ilustración 3-1 Cuadro comparativo de características FARO PHOTON vs FARO FOCUS 3D



Ilustración 3-2 Cortesía de Pointools, POINTCAB y elaboración propia.

Más adelante podremos ver que los resultados obtenidos en el procesado de los datos no difieren demasiado en cuanto a cantidad o calidad. La diferencia más importante que pueden afectar a una mayor o menor eficiencia de los datos en la detección de patologías es la longitud de onda del láser junto con el tipo de tecnología aplicada para la medición de distancias. Los equipos que emplean el sistema de medición de distancias por tiempo de vuelo son equipos que permiten mayores distancias al objeto, mientras que los equipos que emplean sistemas de medición de fase alcanzan distancias menores, a cambio un laser con tiempo de vuelo necesita esperar a que la onda emitida vuelva a entrar en el equipo después de reflejarse en el objeto y midiendo el tiempo calcular la distancia, esto implica realizar un pulso y esperar a que vuelva para poder enviar el siguiente, mientras que los equipos con diferencia de fase pueden modular varios haces al mismo tiempo, lo que les permite un escaneado más rápido.

Como se recoge en el estudio **“Monitoring biological crusts in civil engineering structures using intensity data from terrestrial laser scanners”** (H. González-Jorge, D. González-Aguilera, P. Rodríguez-González, P. Arias), la longitud de onda es un factor relevante a la hora de identificar y catalogar patologías. En el estudio mencionado se emplean dos laser escáner un RIEGL LMS Z-390i y un Trimble GX 200, muy diferentes de los que se han empleado en este estudio, ya que varían tanto el sistema de medición empleado, tiempo de vuelo en Riegl y Trimble frente a fase en el FARO, como las longitudes de onda del haz láser de 1550nm en el Riegl y 532 nm. En el Trimble (verde visible), diferentes de los escáner FARO (758 mm. en el Photon y 905 nm. en el FOCUS). Así que aprovechando las conclusiones y datos obtenidos del estudio mencionado anteriormente y los que se obtengan ahora, realizaremos al final un análisis comparativo para determinar la influencia de la longitud de onda del haz láser y el sistema de medida en la determinación de las patologías.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Los datos RGB se han obtenido a través del sensor incorporado en el equipo FARO FOCUS. Esta es una de las novedades más importantes que presenta respecto a su predecesor. Como se puede ver en las imágenes el PHOTON no disponía de cámara de fotos incorporada por lo que era necesario incluir a través de un sistema de anclajes al cuerpo del escáner una cámara externa. Esto supone alguna ventaja, como la posibilidad de utilizar la cámara más adecuada para cada trabajo, o el empleo de cámaras calibradas pero tiene de inconveniente que no es posible generar una toma panorámica de 360 grados y al estar el foco de la cámara excéntrico al punto focal del láser la fusión de datos RGB – Láser no es posible si un pre proceso previo.

3.2 Programas informáticos

Como se ha señalado anteriormente no existe en el mercado un programa informático que solucione completamente todas las necesidades técnicas del proyecto al que nos enfrentamos, así que es necesario hacer uso de diversos programas, a veces diseñados para otras fines. Podemos resumir como principales herramientas de trabajo:

SCENE, el programa de la casa FARO, es el propio del escáner y el más adecuado para la gestión de sus datos, su precio es elevado pero sus prestaciones no permiten cosas tan sencillas como realizar una ortoimagen o clasificar los puntos. Tiene un módulo que permite conectarlo con AUTOCAD lo que resulta muy útil para dibujar sobre la nube de puntos que consta en un escaneado normal de

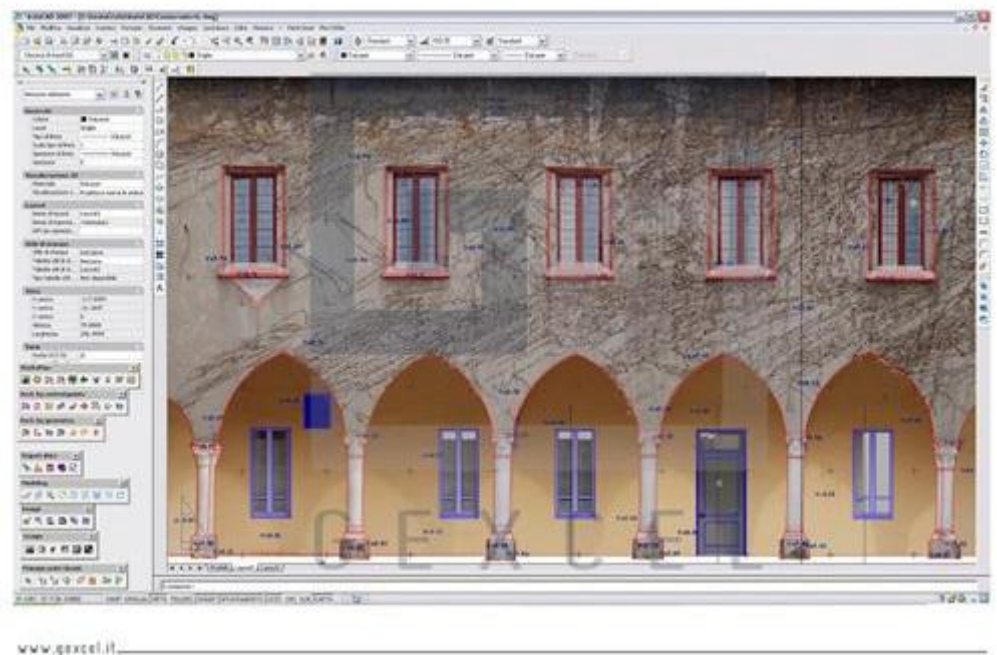


Ilustración 3-3 Software para el procesamiento de nubes láser. Imagen cortesía de gexcel.it

muchos millones de puntos y que gestiona de forma muy eficiente. (Si le acompaña un buen equipo informático SO 64 Bit, 16/21 Gb RAM, CUAD CORE i7 y una tarjeta gráfica NVIDIA Quadro de 2Gb). Por la gran capacidad para la gestión de datos se ha empleado este programa para realizar la limpieza de puntos inicial como veremos más adelante.

REALWORKS, es el programa de la casa Trimble para la gestión de nubes de puntos. Es una combinación de SCENE+RECONSTRUCTOR ya que permite gestionar la nube de puntos y realizar análisis y creación de productos similar a RECONSTRUCTOR. La principal utilidad del programa en el proyecto ha sido la realización de las ortoimágenes a partir de los datos depurados de SCENE.

MICROSTATION, este programa de CAD nos permite cargar las ortofotos para la documentación geométrica de las patologías.

TPHOTO programa de la casa Terrasolid que permite la visualización sobre MICROSTATION de ortofotografías de alta resolución con una excelente capacidad para la gestión de la imagen.

4 INTRODUCCIÓN

La caracterización de patologías empleando datos procedentes de sensores láser, multiespectrales y térmicos, tiene su base en el análisis de los datos de diferentes longitudes de onda tras reflejarse en los cada uno de los materiales o distintos estados de conservación de las fachadas. Por tanto es fundamental realizar una pequeña introducción respecto a:

Elementos que afectan a la calidad final de la nube de puntos

La radiación electromagnética. (La fuente de información)

El medio de transmisión. (El responsable de las alteraciones en la señal)

El comportamiento de los materiales. (El fundamento de la técnica)

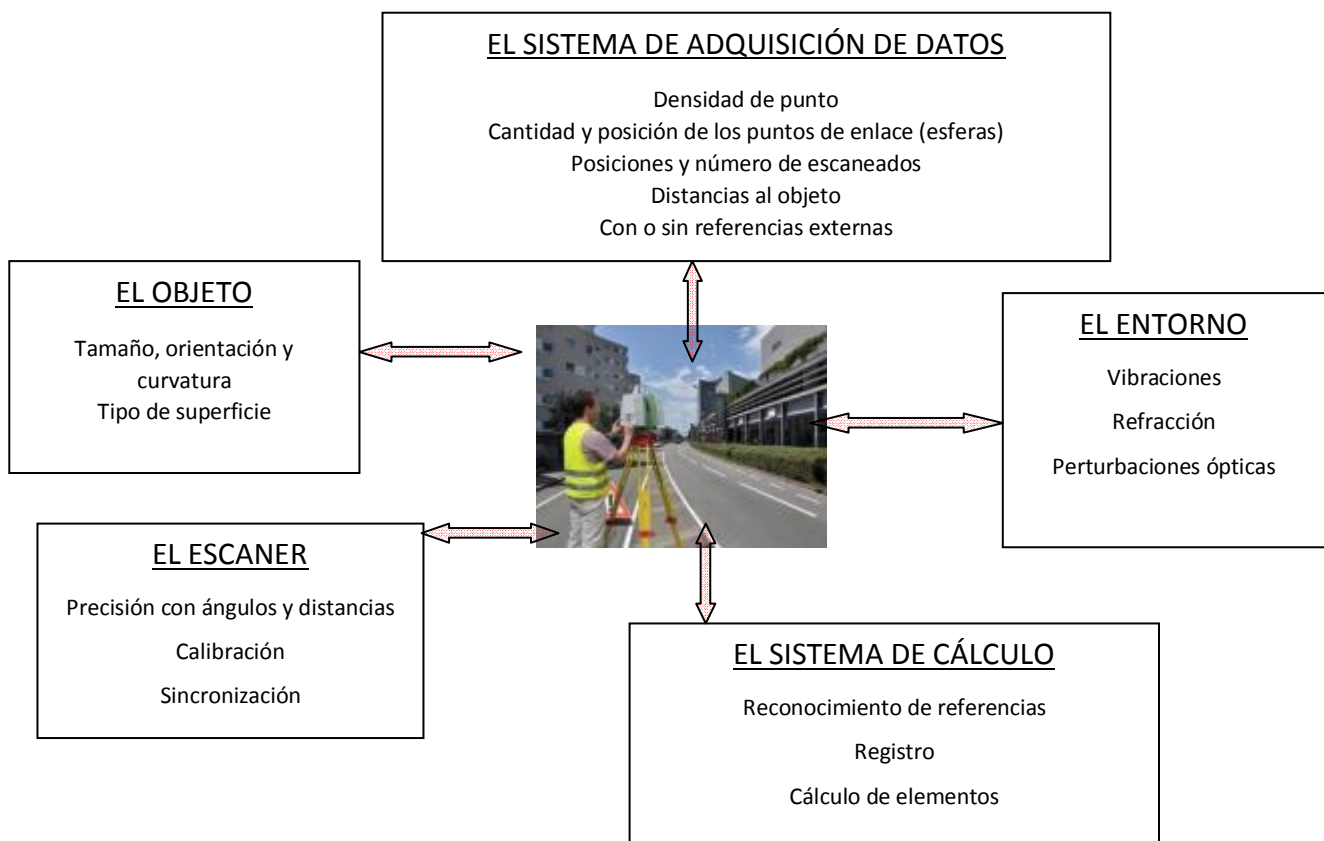
Las patologías. (La finalidad del estudio)

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

4.1 Elementos que afectan a la calidad final de la nube de puntos

Existen números factores que afectan a los resultados finales de un escaneado convencional, y estos se multiplican cuando hablamos de la combinación de diferentes clases de sensores como láser, multiespectral y térmico. A veces metodologías o entornos de trabajo adecuados para un sensor producen efectos negativos en los datos obtenidos por otro.

El siguiente cuadro resume los elementos que afectan a la calidad en la toma de datos con láser escáner y está basado en el cuadro de título “The dependence of the performance of TLS-measurements “del libro The Geometrical Quality of Terrestrial Laser Scanner (TLS), Rudolf STAIGER.

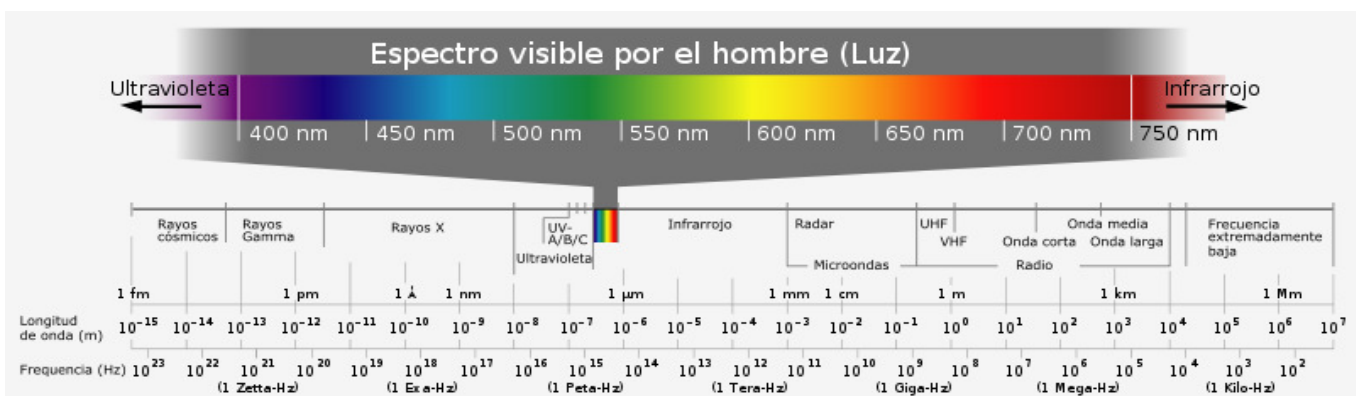


CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

4.2 La radiación electromagnética

Es importante conocer donde se sitúan dentro del espectro electromagnético las longitudes de onda de los equipos que se han empleado en el proyecto, pues los datos obtenidos están condicionados entre otros factores por la longitud de onda incidente.

Los equipos utilizados para la toma de datos láser utilizan un laser de pulso verde (550 nm.) en el caso del Trimble GX200 y de radiación infrarroja próxima en el caso de los FARO, estando el Riegl a medio camino del infrarrojo medio con una longitud de onda de 1.550 nm.



La longitud de onda de la radiación visible por el ojo humano se encuentra entre los 360 (violeta) a 760 nano metros (rojo), pasando luego a clasificarse como radiaciones infrarrojas para longitudes de onda mayores de 760 nm.

La radiación infrarroja se clasifica habitualmente en: Cercano (760nm a 2500 nm.), medio (de 2500 nm. a 50 micras) y lejano (de 50 micras a 1 milímetro), aunque según la Comisión Internacional de la Iluminación dentro de la banda infrarroja se distinguen:

- Banda A: de 760 a 1.400 nm.
- Banda B: de 1.400 a 3.000 nm.
- Banda C: de 3.000 a 10.000 nm.

En el estudio **“Multi-spectral data acquisition and processing techniques for damage detection on builing surfaces”** M. Hemmleb, F. Weritz, A. Schiemenz, A. Grote, C. Maierhofer desarrolla el trabajo empleando cuatro longitudes de onda diferentes y que aplica con las siguientes finalidades:

Proyecto fin de Máster en Geotecnologías Cartográficas en Ingeniería y Arquitectura.

670 nm. Para la determinación de la composición mineral y efectos de la intemperie, corrosión, afloraciones salinas y absorción de clorofila.

808 nm. Marca el mínimo de absorción de clorofila y sirve de referencia para el índice de vegetación.

980 nm. Marca el mínimo para la absorción de agua y fija la referencia del índice de humedad.

1930 nm. Banda de absorción de agua.

Obteniendo interesantes conclusiones respecto a los datos obtenidos mediante la posterior clasificación supervisada y no supervisada.

4.3 El medio de transmisión

En este pequeño apartado solo cabe mencionar aquellos elementos que se deben evitar para la obtención de unos resultados adecuados.

El medio de transmisión de los datos es la atmósfera en su parte troposférica, de la cual es imposible general un modelo o aplicar una corrección cierta sobre los datos, cada situación y cada configuración de toma de datos exigiría un modelo diferente. Además el principal problema al que nos enfrentamos en este proyecto es que debemos determinar patologías a partir de los datos que recibimos en el sensor una vez que se reflejan en el elemento a analizar, y toda alteración o ruido que perturbe la señal producirá efectos adversos en nuestra clasificación, y peor aún, existen determinadas situaciones que alteran el laser de tal forma que se dispersa perdiendo su coherencia y dejando al receptor sin respuesta.

Estos factores que debemos controlar y mitigar en la medida de lo posible, y básicamente realizando la toma de datos en las horas los días y situaciones más adecuadas son:

El sol: La radiación solar abarca todo el espectro, así que cuando las ondas de radiación chocan con las ondas láser, pese a ser un haz coherente consigue perturbarle. El principal efecto en la longitud de onda del infrarrojo es la pérdida de datos, no existe retorno de la información del haz emitido. En el canal RGB se produce una saturación de datos, zonas blancas, solarizadas o sobre-expuestas donde la información que se obtiene es cero. En los

datos térmicos es evidente el efecto de la radiación, y debe procurarse que afecta a todo el modelo por igual para la obtención de datos homogéneos.

Las condiciones ambientales: Además de las condiciones lumínicas comentadas, existen diferentes situaciones que afectan al comportamiento del laser principalmente temperatura, presión y humedad. Todos los equipos disponen de medios para la corrección de la influencia de los factores atmosféricos, pero la mejor opción siempre es tratar de minimizar el efecto en lugar de corregirlo, realizando los trabajos de escaneado a la mínima distancia del objeto no solo ganamos en precisión, además evitamos las correcciones por hardware.

En la conferencia **“Study of ambient lieght influence on laser 3D scanning”** de **S. Lemeš, N. Zaimović-Uzunović** donde se analiza la influencia de la iluminación en la toma de datos por láser escáner se llega a la conclusión de que las condiciones lumínicas durante los trabajos de escaneado de fachadas tienen relevancia en cuanto a la calidad y cantidad de datos que se obtendrán, y esta influencia es especialmente destacable sobre superficies blancas, verdes y amarillas.

Los haces situados en el espectro infrarrojo son sensibles a la humedad ambiental, esta longitud de onda puede atravesar el agua por lo que el haz se refleja y dispersa en condiciones de elevada humedad. La longitud de onda empleada por el Trimble, en la zona verde del espectro visible es la que se emplean en los equipos LIDAR batimétricos por su capacidad para atravesar la lámina de agua y reflejarse en el fondo, lo que hace suponer que no se ve afectada en condiciones de alta humedad.

4.4 La radiación y la respuesta de los materiales

La determinación de patologías se realiza a partir del análisis de las intensidades de onda reflejada, que varía en función del material, sus componentes y estado en que se encuentre, así que analizar la respuesta de cada longitud de onda ante cada material es fundamental para tratar de automatizar los procesos en la determinación de patologías. Este análisis ha sido objeto de numerosas investigaciones dentro del campo de la teledetección, donde es habitual el empleo de datos procedentes de sensores multiespectrales, y es el

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

principal objetivo de este proyecto, pero resulta interesante realizar un pequeño análisis a priori.

Primero es evidente, que sin recurrir a profundas explicaciones físicas, la intensidad del haz reflejado vendrá condicionado por la distancia recorrida y el ángulo de reflexión, por lo que es necesario volver a insistir en que las condiciones de toma deben ser siempre lo mas homogéneas posibles para todo el objeto en cuanto a geometría, iluminación, condiciones atmosféricas...

El siguiente cuadro de datos está extraído del estudio **Intensity data from laser scanning: an experimental approach. (Arianna Pesci (1) and Giordano Teza (2))**, donde se pueden comparar los valores de intensidad recogidos para un marco blanco en un plano perpendicular al haz (White frame), y otro marco blanco interior (White plate) situado en un plano girado, para una toma de datos a 25 metros.

Table I. Results from the first acquisition at 25 m distance; four mean intensity values are listed for each position concerning the parts of the target.

Scans from 25 m distance				
Angle (°)	White frame	White plate	Dark flat unit	Dark irregular unit
0	255	246	50	23
15	255	227	28	24
30	255	194	25	23
45	255	163	21	22
60	255	118	15	21
75	255	60	7	20

No es objeto de este proyecto analizar las diferentes configuraciones geométricas que colaboran en la obtención de mayor cantidad de datos y de mayor calidad durante el proceso de escaneado en 3D, pero si cabe destacar que se han tomado en consideración las recomendaciones del estudio **“Reducing the error in terrestrial LASER scanning by optimizing the measurement set-up” de Sylvie Soudarissanane, Roderik Lindenbergh and Ben Gorte.**

Ya hemos vistos que los laser en el espectro infrarrojo no son capaces de atravesar el agua, lo que supone una característica importante a la hora de analizar patologías provocadas por humedades.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Cualquier cuerpo con temperatura mayor que 0 Kelvin, es decir, que esté por encima de -273°C emite radiación infrarroja, por lo que los datos de reflexión obtenidos serán función no solo de la naturaleza y estado del objeto sino de su temperatura, lo que debe tenerse en cuenta a la hora de realizar tomas de datos de forma que la temperatura, producida habitualmente por la radiación solar, sea aproximadamente la misma en todo el objeto y toma de datos.

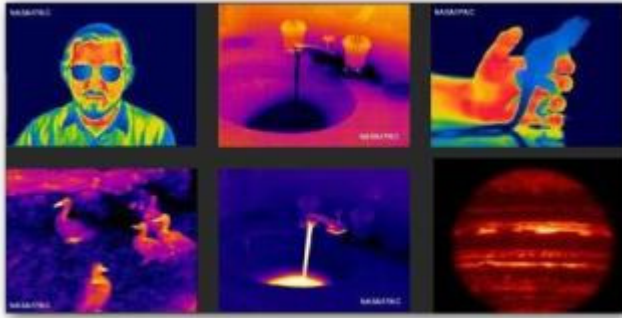


Ilustración 4-1 Imágenes en canal infrarrojo térmico.

La propia reflectancia de los elementos es un factor elemental a la hora de analizar los datos de intensidad recogidos por el sensor, de partida podemos decir que los cuerpos más oscuros reflejan menor intensidad.

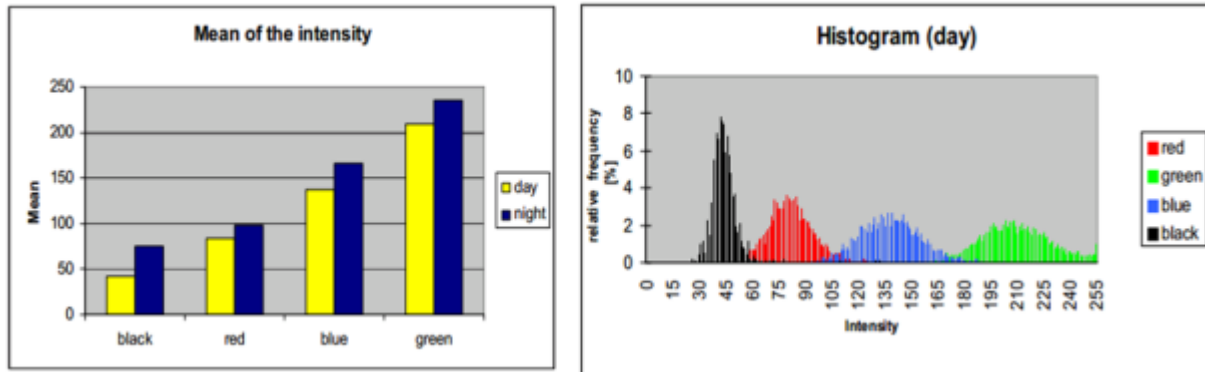
A partir del estudio **“Influence of different material on the measurements of a terrestrial laser scanner (TLS)”**, realizado por **T. Voegtle, I. Schwab, T. Landes**, donde se realizaron medidas a 25 metros con un láser escáner Trimble GX como el que se ha empleado en el estudio **Monitoring biological crusts in civil engineering structures using intensity data from terrestrial laser scanners”** (**H. González-Jorge, D. Gonzalez-Aguilera, P. Rodriguez-Gonzalez, P. Arias**) y cuyos datos finales junto con los capturas en este proyecto, vamos a utilizar para la obtención de conclusiones, se extraen los siguientes resultados:



Ilustración 4-2 Tarjeta de pruebas de reflectancia

A partir de un patrón de tarjetas de colores rojo, verde, azul, rojo claro, verde claro y azul claro, con observaciones diurnas y nocturnas, puede observarse que se confirma lo que habíamos indicado anteriormente los objetos más claros, reflejan una intensidad mayor, y podemos añadir que la intensidad reflejada en los datos

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.



tomados de noche es mayor en todos los objetos y colores por la menor dispersión del haz laser, al no estar afectado por las radiaciones solares.

En este mismo estudio se analiza la intensidad reflejada por diferentes materiales como madera, metal o piedra, basándose en la intensidad almacenada en 8 BIT (255 niveles). Los materiales muy brillantes pueden producir una saturación de la señal lo que se traduce igualmente en una pérdida de información. Todos los estudios coinciden en señalar que los objetos que tienen mejores resultados de escaneado son los de color gris de tono medio.

En el caso de la madera, en sus diferentes clases, el estudio muestra que la procedente de Roble presenta la intensidad más baja (140) y va incrementándose con haya, pino, abeto hasta la picea blanca con una reflexión de 220.

Los objetos metálicos del análisis muestran una reflexión de 253 casi el máximo, aunque muestran una espectacular sensibilidad al ángulo de incidencia del haz.

Se han realizado también análisis de reflexión con diferentes tipos de yeso, obteniendo unos resultados de reflexión tan altos que no se ha profundizado en su análisis.

El estudio hace un último experimento muy interesante para el análisis de patologías analizando la influencia de la humedad sobre la madera y el hormigón en el índice de reflexión dice.” Las pruebas confirman que la humedad en la madera da lugar a una significativa reducción de los valores de intensidad obtenidos, mientras que la madera seca obtiene una intensidad de 160, la misma pieza en condiciones húmedas proporciona una media de 75 [...] Resultados similares obtenemos en la prueba con muros de hormigón, pero en contraste con la madera los valores de intensidad promedio no eran relevantes “

4.5 Las patologías en edificios históricos

Antes de continuar comenzar con los procesos para la detección de patologías vamos a identificar, explicar y resumir las principales patologías que podemos encontrar en edificios históricos.

Esto nos ayudará a determinar el tipo de sensor que a priori puede resultar más adecuado para la caracterización de cada patología.

Las patologías son daños en la edificación producidos por diferentes causas, identificar cada una de estas causas permite corregir sus efectos y prevenir de nuevo la aparición de la patología, y en nuestro caso poder determinar la metodología de detección más adecuada.

Se pueden determinar las siguientes patologías [**Enciclopedia Broto de patologías de la construcción**]

- Patología en cimentaciones.
- Patología en fábricas y cerramientos
- Patología en forjados y cubiertas
- Patología de los materiales. Madera, piedra, acero y hormigón
- Humedades en la edificación

4.5.1 **Lesiones menores**

Son lesiones menores las que afectan a la parte estética de la fachada. Las lesiones menores deben tomarse en consideración y conocer la fuente que provoca la patología pues si no se establecen las correcciones necesarias pueden convertirse en lesiones más graves

4.5.1.1 *Erosiones, fisuras y desprendimiento de los revocos:*

Las fisuras que se producen en los revocos son debidas generalmente a la retracción del mortero después de su secado, aunque también pueden ser causados por:

Acción de la lluvia. La lluvia produce ciclos alternativos de humectación y desecación sometiendo a los revocos a tensiones de expansión y retracción. Con el paso del tiempo se produce el desprendimiento y el desconchado.

Acción de las heladas. El agua al congelarse aumenta de volumen por lo que al estar los revocos empapados y bajar las temperaturas por debajo de los 0º C produce la destrucción de las capas exteriores, siendo la entrada de penetraciones posteriores de agua llegando a la destrucción de los revestimientos.

Acción de las sales. Pueden encontrarse disueltas en agua o en las arenas que confeccionan los morteros de los revocos. Se originan las eflorescencias en los revocos y muros de obra vista.

4.5.1.2 Desprendimiento de los aplacados:

Se utilizan en el acabado final de los muros de fachada. Los más comunes suelen ser de piedra artificial, mármol, granito etc.

Las principales causas de esta patología son la mala elección del material de revestimiento para un determinado clima y defectos en el sistema de anclaje.

4.5.1.3 Suciedad en las fachadas:

Las fachadas de los edificios sufren debido a la polución que si se da en fachadas con acabados porosos se acentúa más debido a la capacidad de absorción por la existencia de poros.

Puede también deberse a la existencia de animales o por factores meteorológicos y la lluvia ácida debida a las partículas en suspensión que contaminan la atmósfera.

4.5.1.4 El mal de la piedra:

La piedra natural se ve afectada por unas patologías de origen polutivo. La erosión de estos materiales se debe a las sustancias que gravitan en la atmósfera, producto de la combustión de carburantes como el gasóleo de los motores diesel y de las calderas de calefacción central. Esto produce bióxido de azufre que provoca un proceso degenerativo en la piedra.

4.5.1.5 Erosiones de la piedra artificial:

Las erosiones en la piedra artificial se producen por el bajo contenido en cemento.

En condiciones normales las superficies de hormigón son atacadas por el anhídrido carbónico. Su acción provoca la transformación de la cal libre del material hasta convertirse en carbonato cálcico. Este proceso, conocido como carbonatación, tiene un carácter limitado siempre que no afecte a la armadura.

4.5.1.6 Fisuras de tracción diagonal por asiento de cimiento medianero.

Estas fisuras son producidas por asiento de una zona de la cimentación. Tienden a tomar una inclinación próxima a 45º y nacen de las esquinas de las ventanas y puertas dado que estos son los puntos más débiles del muro.

4.5.1.7 *Patologías propias del hormigón.*

Algunas de las patologías que acortan la vida de los elementos constructivos realizados con hormigón son la corrosión por carbonatación del hormigón, las derivadas del uso de cemento aluminoso y el uso de áridos contaminados (piritas) en la elaboración de los hormigones.

Carbonatación:

En la hidratación del cemento (reacción entre el cemento y el agua) se forman, entre otros, cantidades importantes de Ca(OH)_2 , llamado también portlandita, que otorga al conjunto un carácter eminentemente básico y que oscila entre 12 y 13 en valores de Ph (protector de la armadura).

Con el tiempo, el CO_2 de la atmósfera pasa a través de los poros del hormigón, se combina con los compuestos químicos de éste, principalmente con el hidróxido cálcico, y llega a formar carbonatos cálcicos, siguiendo la conocida reacción de adormecimiento de cal aérea.

La transformación progresiva de los hidróxidos cálcicos en carbonatos cálcicos provoca el descenso del carácter básico hasta valores de Ph de 8 a 9, incluso inferiores, que hacen desaparecer la protección química que supone el pH básico (12-13) de cara a la corrosión de las armaduras.

La corrosión se produce a lo largo de toda la superficie de la armadura y esto implica el consiguiente aumento de volumen del acero y, posteriormente, la aparición de grietas en el elemento constructivo.

Hay que hacer constar que la carbonatación comporta una serie de mejoras que serían excelentes si se tratara de un hormigón sin armar.

Estas características favorables son la mayor resistencia mecánica del hormigón, el aumento de la impermeabilidad superficial y mejor comportamiento respecto a las disoluciones agresivas.

Para diagnosticar elementos de hormigón sospechosos de presentar carbonatación, se suelen emplear diversos métodos: desde una simple inspección ocular, a la utilización de análisis químicos y microscópicos.

Para detectar, a primera vista, las patologías causadas por la carbonatación será necesario buscar en principio manchas de óxido y grietas longitudinales que sigan la dirección probable de la armadura.

La manera más clara de detectar esta patología es mediante un procedimiento químico, basado en la reacción de la fenolftaleína con el hidróxido cálcico.

Armadura. Si la patología está muy avanzada se tendrá que plantear algún sistema de refuerzo.

4.5.1.8 Aluminosis.

Se trata de la transformación de determinados aluminatos cálcicos hidratados, cristalizados de forma hexagonal y de estructura meta estable, en otros aluminatos cálcicos hidratados cristalizados en forma cúbica.

Este fenómeno comporta una pérdida de la resistencia del hormigón y un aumento de la porosidad. Estas patologías serán más o menos graves en función del contenido de cemento por metro cúbico utilizado, de la relación agua/cemento inicial, del proceso de fabricación y del proceso de curado.

Los elementos constructivos afectados por ésta patología son los forjados formados por viguetas autorresistentes o pretensadas y sin chapa de compresión.

La gravedad del problema se concentra en todos aquellos locales susceptibles de recibir humedades, como pueden ser los techos bajo cubierta, los forjados sanitarios y todos aquellos locales que se llaman locales húmedos.

Las lesiones aparentes en las viguetas son fisuras y grietas y manchas de óxido. Para detectar un problema de aluminosis se deberá someter a un análisis químico una o varias muestras, que determinen la existencia o no de cemento aluminoso, además de otros ensayos como la difracción de rayos X que sirve para detectar el grado de transformación la porosidad.

4.5.1.9 Piritas.

La utilización de áridos contaminados con piritas para la confección de hormigones, provoca una patología en los elementos de hormigón realizados in situ, consistente en la total desintegración de los elementos que se encuentran en contacto con el exterior.

5 TOMA DE DATOS EN CAMPO

5.1 Toma de datos infrarrojo térmico

El infrarrojo térmico es una ventana dentro del espectro electromagnético correspondiente a la radiación infrarroja que presenta una alta sensibilidad a la radiación emitida por los cuerpos en función de su temperatura. Como hemos visto la Comisión internacional de la Iluminación sitúa la banda infrarroja entre los 760nm. a 1 milímetro de longitud de onda, y dentro de esta la longitud de onda del infrarrojo térmico puede situarse en el rango de longitudes de 3 a 14 micras, aunque algunos estudios lo acotan de los 8-14 micras o en una banda algo más estrecha.

La termografía infrarroja es una técnica que permite, a distancia y sin ningún contacto, medir y visualizar temperaturas de superficie con precisión. La física permite convertir las mediciones de la radiación infrarroja en medición de temperatura, esto se logra midiendo la radiación emitida en la porción infrarroja del espectro electromagnético desde la superficie del objeto, convirtiendo estas mediciones en señales eléctricas. **(2012 Fernando Martín-Consuegra Ávila.)**

Joseph Black (1728-1799) introduce en su definición de termografía infrarroja varios conceptos importantes: Diferencia entre calor y temperatura haciendo referencia a la cantidad (calorías) e intensidad (temperatura) del calor, pero sobre todo añade a su definición de termografía el contexto. Esto significa que cualquier valor medido solo es válido en ese contexto temporal, ya que las imágenes son “fotografías del calor” que emiten los objetos y dependen de la superficie del objeto, la transmisión de la radiación entre el objeto y el instrumento sensor, y el propio instrumento de medida. **(Termografía de infrarrojos como técnica de diagnóstico en edificación. 2012. Francisco Javier Madruga Saavedra y otros)**

Debido a las especiales circunstancias necesarias para una correcta adquisición de datos, no ha sido posible incorporar al proyecto los datos procedentes de este tipo de sensores.

Es necesario además tener en cuenta que los datos precedente de este tipo de sensores presentan una resolución de imagen muy baja (máximo 640 x 480) lo que combinado con la gran variación de valores en función de las condiciones de toma hacen estos datos solamente

puedan emplearse con valor informativo y bajo rigor científico, salvo capturas en entornos muy controlados y destinadas a la documentación de elementos mucho más pequeños que una fachada.

5.2 Toma de datos láser y RGB

Los datos empleados en el proyecto corresponden al Palacio del Infantado (Guadalajara) y El Templo de Diana (Mérida), las dos fachadas se han escaneado empleando un láser escáner FARO FOCUS 3D.

El proceso operativo de la toma de datos en campo es un trabajo técnico, en el que solo deben tomarse las precauciones adecuadas y que ya se han mencionado anteriormente, así que tan solo se expone en el proyecto el resumen de los trabajos realizados en la toma de datos del Palacio del Infantado, siendo los trabajos de campo de similar metodologías en el resto de los caso que hemos empleado.

Los trabajos de campo se llevaron a cabo por la mañana y tuvieron una duración aproximada de 2 horas. Este tiempo incluye el montaje del equipo colocación de referencias y la realización de tres bases de escaneado, se ha elegido una de las fachadas laterales por presentar mayores patologías evidentes que las fachadas principales ya restauradas cuando se hizo esta toma de datos (2012).



En la primera fase se plantea la posición de las bases de escaneado de manera que no quede ninguna zona en sombra, en el sentido de zona sin datos procedentes del escaneado. Es evidente que las columnas van a producir sombras en la captura de datos de la fachada, y a su vez las columnas son elementos constructivos de los que sería interesante disponer de información.

Además los balcones que sobresalen de la fachada también producen sombras de escaneado. No existe ninguna configuración sencilla que permita la documentación completa, lo que hace

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

necesario las menos tres o cuatro estaciones fuera y la misma cantidad dentro para poder definir las columnas correctamente.

En este caso, como el objeto del estudio no es la documentación completa de la fachada se ha optado por realizar un estacionamiento fuera y dos estacionamientos interiores para determinar la fachada con precisión.

Una vez seleccionados los puntos base, ubicamos las esferas de referencia.

Las esferas de referencia son parte fundamental del proceso de escaneado, su misión es permitir el enlace de una estación de escaneado con la siguiente hasta formar un único fichero de escaneado.

Durante los trabajos de campo, una vez instalado el escáner y las esferas de referencia comienzan los



trabajos de adquisición de datos, junto con los datos de la fachada quedan registradas las posiciones de las referencias. La forma esférica permite la mayor eficiencia posible de escaneo desde varias direcciones y ha demostrado ser un objetivo de escaneo láser eficaz, la esfera de referencia es una esfera hueca hecha de plástico con una superficie especial capaz de obtener excelentes propiedades de reflexión. Estas esferas suelen ser específicas para cada marca de escáner y están diseñadas para facilitar su escaneado y reconocimiento. Cuando se termina el trabajo de escaneado en esa base se desplaza el escáner al siguiente punto de escaneado. Los

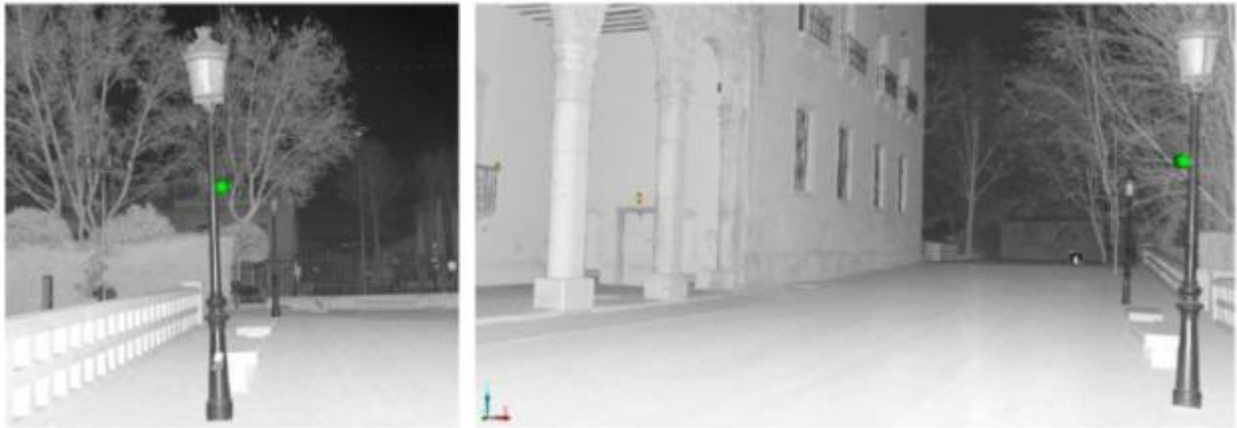
trabajos formarían nubes de datos independientes si no fuera porque existen elementos en común que permiten enlazar unos datos con otros, las esferas. De ahí su gran importancia, estas deben permanecer inmóviles durante todo el proceso de escaneado y para poder enlazar una nube con otra debe existir un mínimo de tres esferas en común escaneadas, por ello al



Proyecto fin de Máster en Geotecnologías Cartográficas en Ingeniería y Arquitectura.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

comienzo de los trabajos debe observarse además de las ubicaciones del escáner las ubicaciones donde se van a situar las esferas, de manera que siempre podamos observar tres esferas en común con el escaneado anterior, y situaremos las otras tres de forma que se observen en el escaneado que se está realizando y se puedan medir para enlazar con el siguiente. Estas esferas actúan a la vez como elementos de referencia para las ortofotografías generadas posteriormente para otros sensores. Las esferas que se han empleado son las oficiales proporcionadas por FARO, un juego de seis esferas de 145 milímetros de diámetros cada una, lo que favorece que el programa de cálculo del escáner pueda mediante un algoritmo de localización de elementos localizarlas automáticamente y componer un conjunto de escaneados.



La precisión final de los trabajos está directamente relacionada con la precisión que con la que sea capaz de identificar y enlazar las esferas, como trabajo de identificación y enlace lo realiza de forma semiautomática el programa de cálculo, elegir ubicaciones donde las esferas no se confundan con otros objetos ayuda a ganar tiempo y precisión.



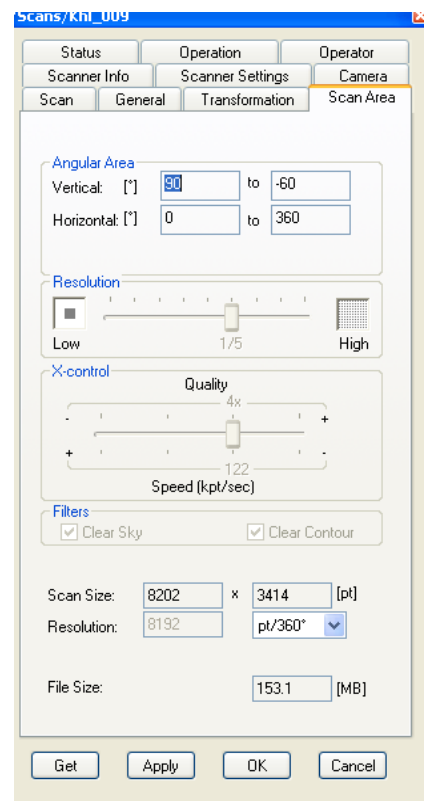
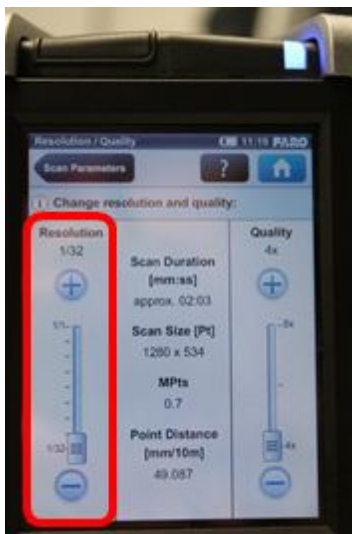
Por comodidad en este caso, como solamente son tres estaciones, se han ubicado las esferas de tal manera que resulten inter visibles desde todas las estaciones por lo que no ha sido necesario volverlas a desplazar durante la toma de datos.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Las esferas disponen de un imán para fijarse a elementos metálicos o quitando el imán pueden estacionarse sobre un trípode.

El equipo de láser escáner se monta sobre un trípode de carbono, empleado para cámaras de televisión, y su manejo es extremadamente sencillo. Existen programas pre configurado para diversas situaciones de escaneado o podemos seleccionarlo manualmente aunque las opciones son prácticamente dos: Realizar fotografías [SI/NO] y densidad de puntos. Comienzo la captura de datos desde cada estación, el tiempo medio de escaneado es de unos 3 a 5 minutos dependiendo de la densidad de puntos que fijemos, mayor para la estación de fuera.

El volumen de datos de los ficheros resulta enorme pese a que se ha trabajado con una resolución media (1/5) que es la forma en la que el FARO FOCUS muestra la resolución seleccionada para el escaneado, indicando en este caso que la distancia entre puntos será 5 veces la resolución mínima, es decir unos 7 milímetros a 10 metros de distancia.



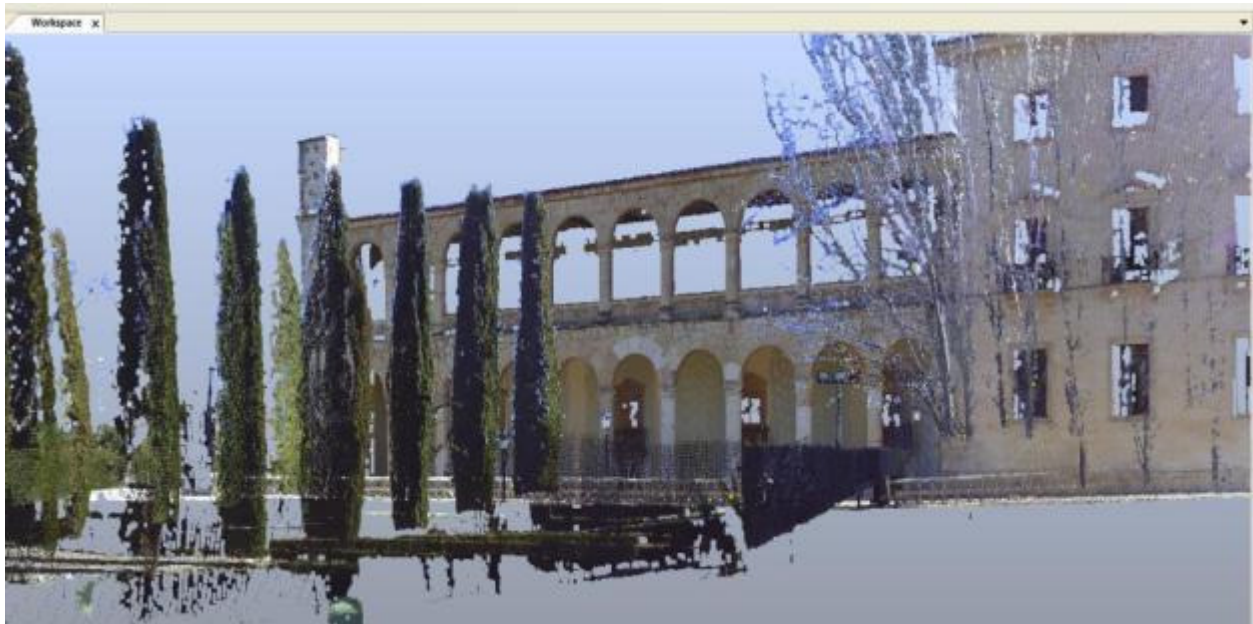
Un análisis preliminar de los parámetros de escaneados más adecuado para cada circunstancia puede verse en la siguiente tabla, obtenida de la página de pointcab-software (<http://www.pointcab-software.com>)

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

4. Ejemplo con FARO Focus 3D

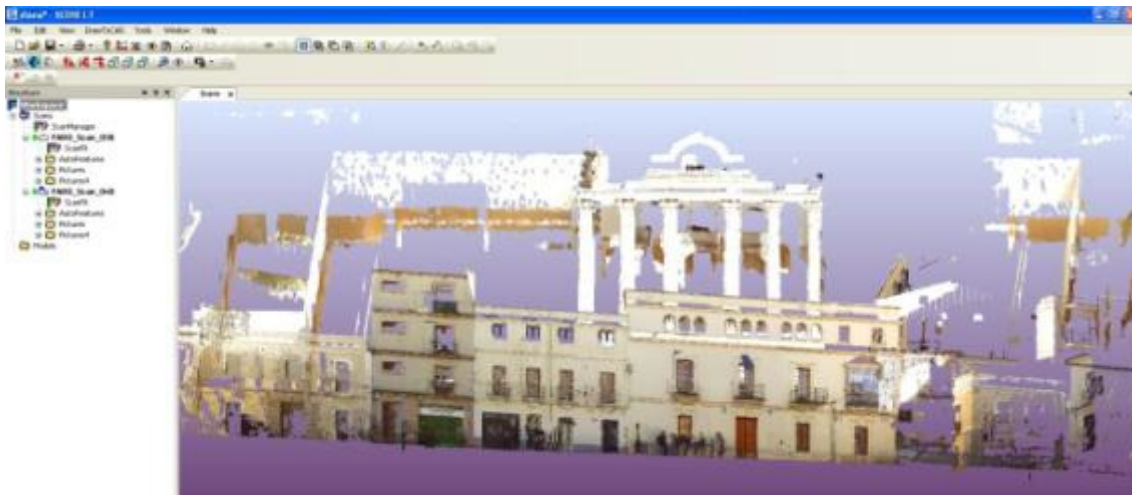
Resolución	Calidad	Tiempo de exploración en minutos	Puntos en millones	Distancia entre puntos en mm/distancia de 10 m
1/32	4x	2:03	0.7	49.087
1/20	4x	2:14	1.7	30.680
1/16	4x	2:23	2.7	24.544
1/10	4x	3:05	7.0	15.340
1/8	4x	3:44	10.9	12.272
1/5	4x	6:31	28.0	7.670
1/4	4x	9:06	43.7	6.136
1/2	4x	30:34	174.8	3.068
1/1	2x	30:34	699.1	1.534

El resultado final del proceso de escaneado en el Palacio del Infantado cuenta con la fachada objeto de estudio y una amplia zona de los jardines



En los trabajos de escaneado del Templo de Diana se realizaron dos tomas de datos con láser escáner de la fachada Sureste, realizada desde la calle Romero Leal, a unos 25 metros de la fachada principal.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.



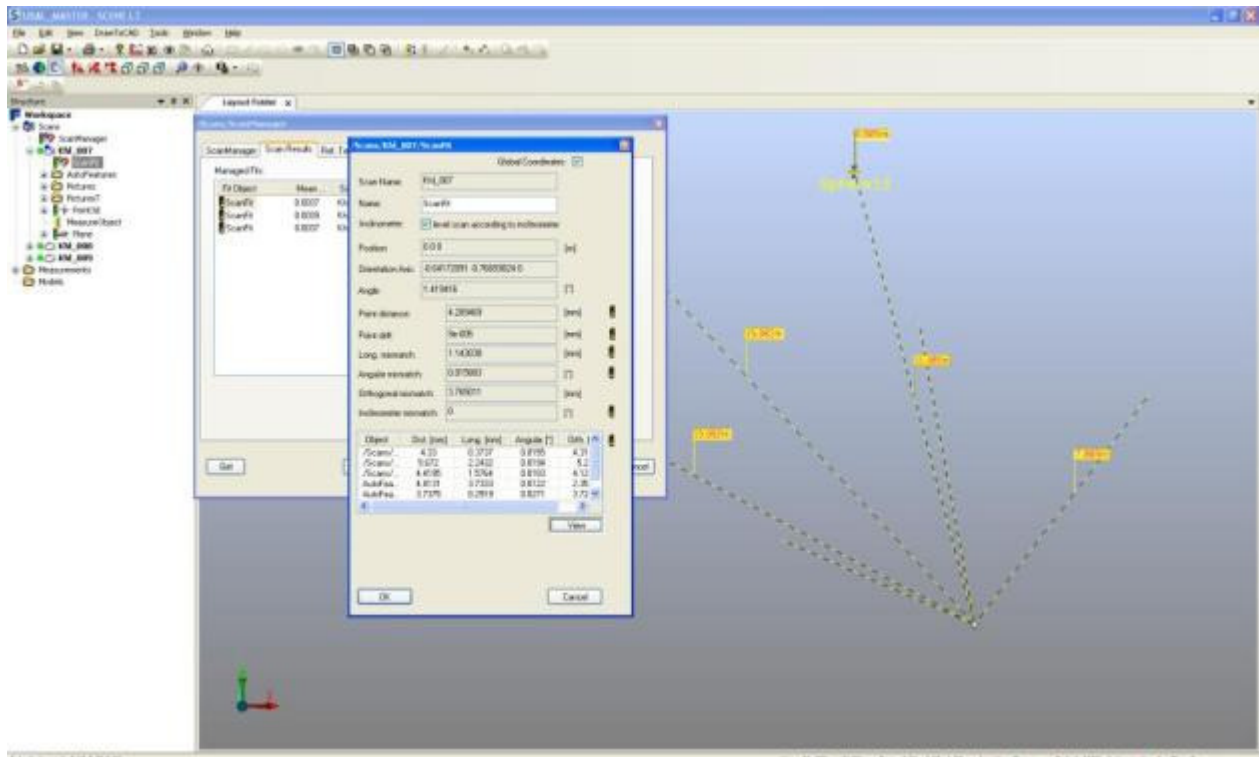
6 FUSIÓN Y ORIENTACIÓN DE ESCANEADOS.

6.1 Datos FARO FOCUS

Los datos del escaneado se almacenan en una tarjeta SD que se descarga directamente al equipo donde vamos a procesar y modelar los datos, mediante la aplicación SCENE.

Arrancamos el programa y generamos un proyecto. Sobre el proyecto generado vamos incorporando todos los escaneados que hemos realizado.

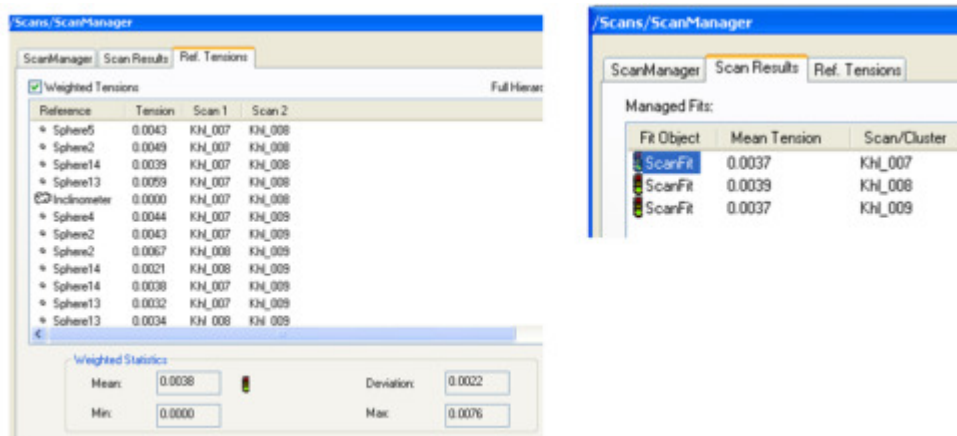
Con la misma sencillez que hemos tomado los datos en campo se procesan los datos en la oficina. Indicamos que queremos realizar el cálculo para la orientación de las esferas, no es necesario identificarlas ni señalar su posición, ya que como hemos visto durante los trabajos de toma de datos hemos empleado las esferas proporcionadas por el fabricante del equipo, así que solamente es necesario indicárselo para que comience los trabajos de localización y enlace. Además de las esferas admite otros tipos de señales como marcas o cualquier otro elemento que se encuentre dentro del escaneado y que queramos definir como elemento de enlace, pero entonces este proceso debe realizar a mano identificando el mismo elemento en todos los



CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

escaneados, y además de ser lento la precisión suele ser más baja. Empleando las esferas de FARO, el programa hace todo el trabajo de forma automática, conoce el tamaño de las esferas y las localiza dentro de la nube de puntos, va enlazando unas esferas con otras hasta obtener un resultado.

Va mostrando unos “semáforos” que indican el estado de las orientaciones, cuando los semáforos están de color verde es que se ha completado correctamente el proceso.

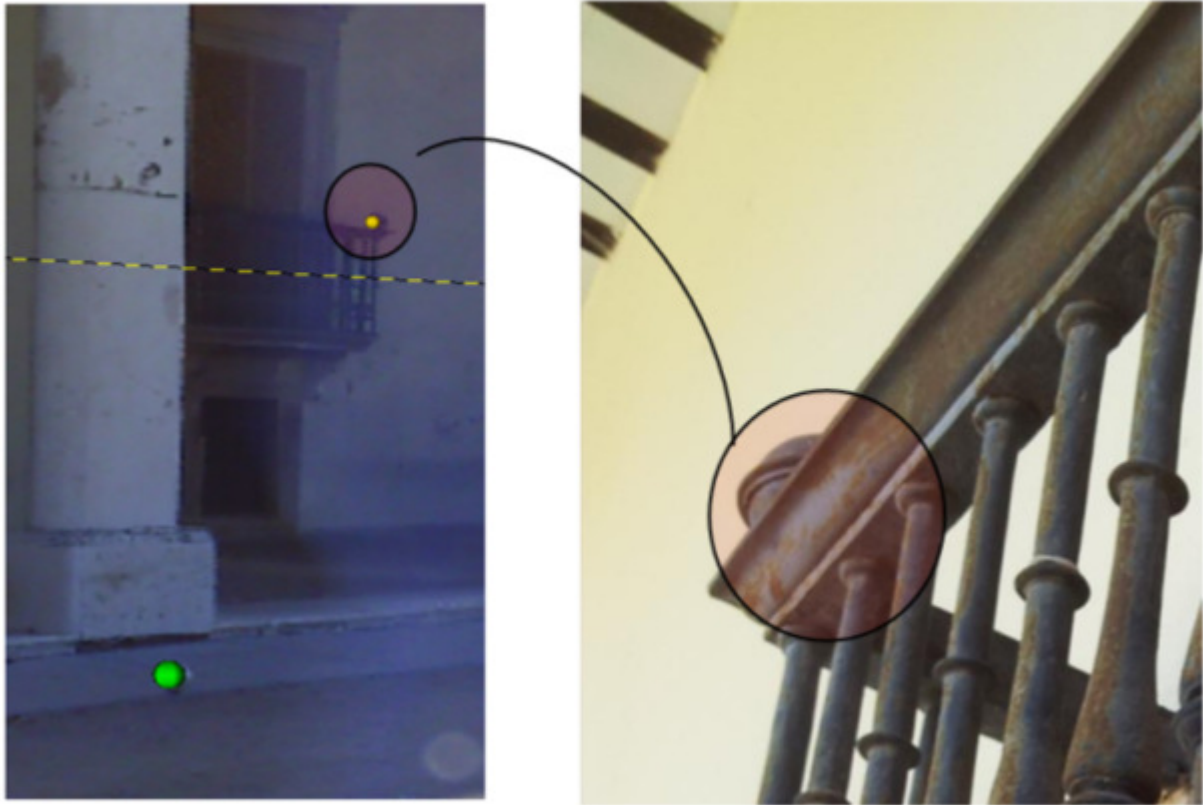


Lo malo del programa es que no muestra un error real ni un informe técnico interesante, se refiere a los errores en la identificación de las esferas como errores en los tensores o errores de tensión, estos errores que carecen de unidades y cuya expresión suele ser decimal con tres dígitos de resolución, a veces se confunden con unidades métricas y se dice que se ha obtenido una precisión de milímetros en la formación del bloque. Este concepto es totalmente erróneo y por el sistema que emplea FARO no es posible establecer una precisión real si no disponemos de dianas externas medidas con un equipo independiente, por ejemplo una estación total.

En la toma de datos de este caso, fue interesante comprobar que los elementos metálicos esféricos que se situaban en los laterales de los balcones de nuestra fachada hicieron que la orientación tuviese errores de tensión elevados, así que en este caso hubo que modificar a mano la identificación de esferas para indicarle que estos objetos no eran esferas de referencia.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

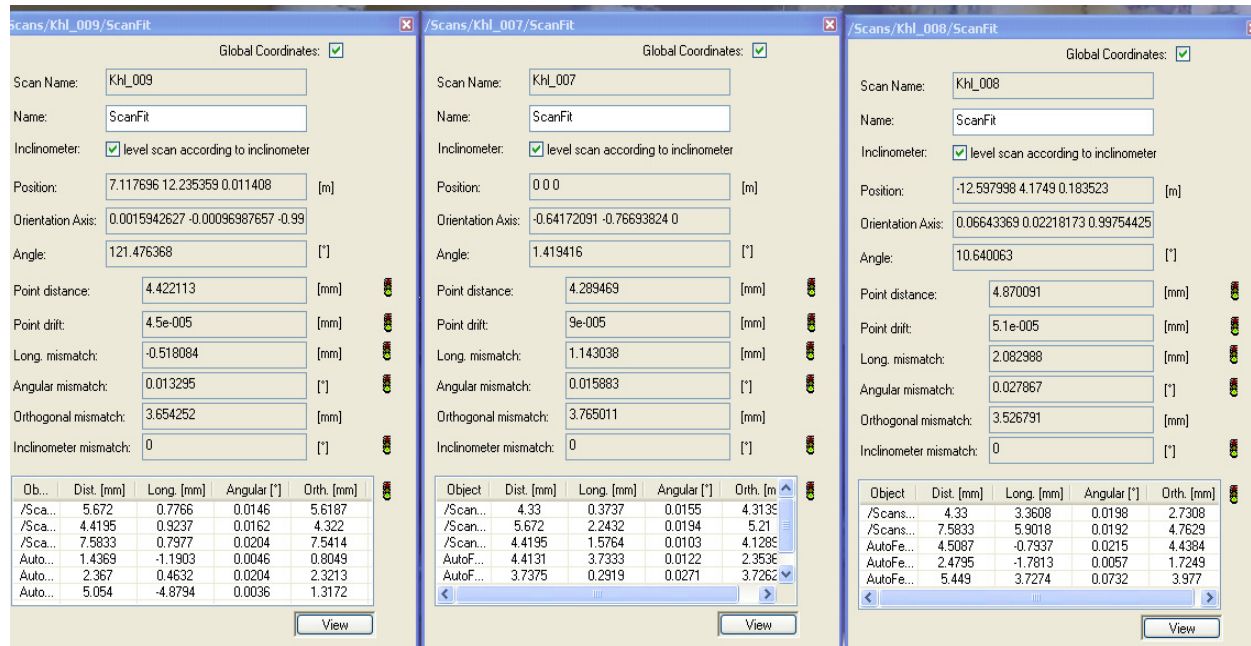
Una vez realizada la orientación automática podemos emplear elementos de la fachada para refinar la orientación de las bases.



Por ejemplo, es nuestro caso es posible es posible definir una superficie media formada por los puntos de la pared Norte de la galería, y proceder igual con la pared Sur, como estos elementos aparecen claramente definidos en los dos escaneados interiores, se puede fijar la posición relativa de una estación con la otra, y continuar así añadiendo, superficies o líneas. Podemos ver el resultado final con los semáforos y la tensión media obtenida en cada escaneado, en este caso he ampliado el campo “mean tensión” para que pueda leerse por completo, ya que por defecto solamente puede leerse “mean...” lo que induce claramente a error.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Comprobamos a continuación las tensiones en cada base.



Para cada esfera podemos observar la tensión al observarse desde dos estaciones, por ejemplo la primera línea es la tensión de la esfera 5 0.0043 que ha sido observada en el escaneado 7 y en el escaneado 8. ¿Cómo determinar la tensión correcta? No es posible, hay que conseguir que los semáforos estén en verde pero no es posible determinar un error geométrico real.

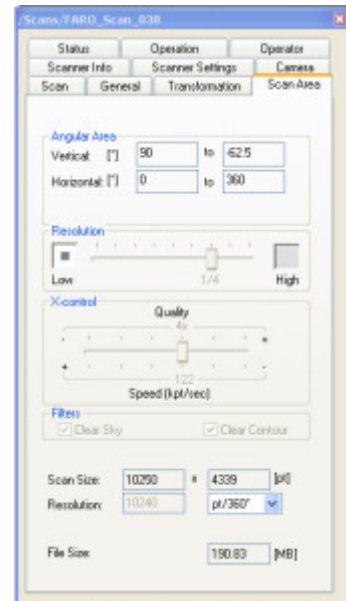
Si desplegamos la información de cada uno de los escaneados podemos ver los parámetros de unión de esferas en milímetros y la posición de los escaneados en coordenadas absolutas centradas en la primera base [escaneado 7]. En estos cuadros pueden observarse como expresa la falta de coincidencia (mismatch) en cada objeto o esfera, todos con una precisión muy alta desde mi punto de vista para el sistema que emplea, aunque se debe señalar que no he localizado la base matemática, ni es distribuidor me ha sabido decir exactamente la relación tensión-falta de coincidencia o si la falta de coincidencia puede tomarse como error de partida. Puede verse para cada estación un gráfico con la ubicación de las esferas y los errores, en este caso por ejemplo base 7-esfera 4 distancia 23 metros y error señalado 1 milímetro.

El proceso de ajuste de escaneados para el trabajo del Templo de Diana, se realizó en SCENE de la forma descrita para caso anterior. Los resultados obtenidos en el ajuste han sido mejores debido a que solamente se han realizado dos estacionamientos, con una relación base

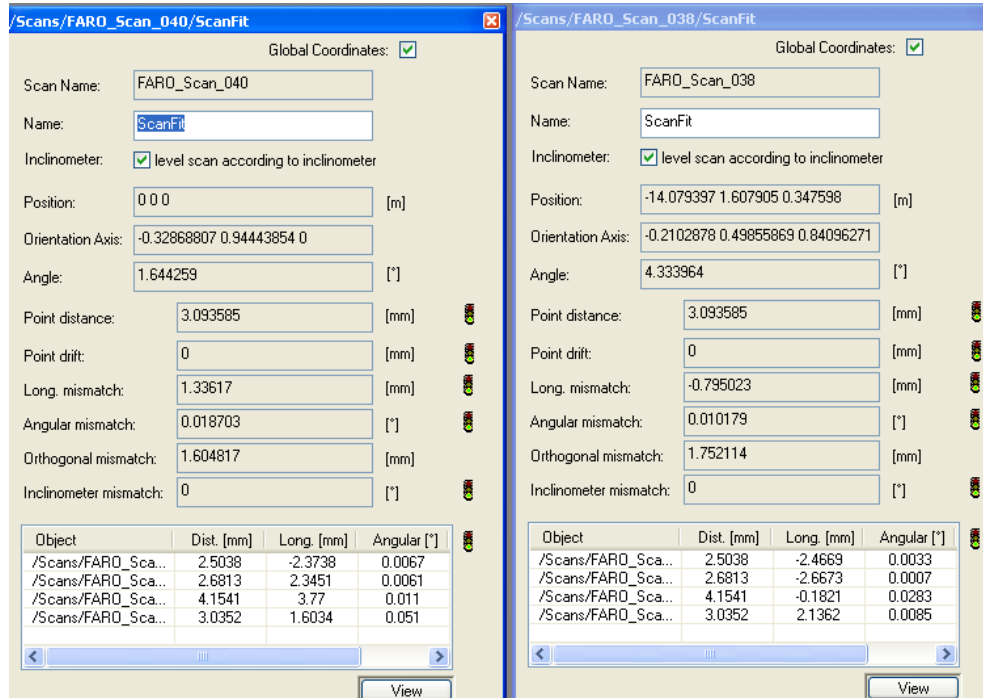
CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

de escaneo distancia objeto de 1:3, es decir 10 metros entre las bases y 30 metros al objeto de escaneo.

Parámetros de escaneo



Y se han obtenido los siguientes parámetros de ajuste:



6.2 DEPURACIÓN DE DATOS

Es necesario realizar una limpieza de puntos borrando las zonas que no nos interesan. El volumen de puntos es inmenso, varios millones y unos 2GB en formato ASCII (XYZI) lo que provoca que los ficheros sean difícilmente manejables.

Aunque el FARO FOCUS presenta la opción de limitar la zona de escaneo directamente en campo, para tomar datos solo de la fachada que nos interesa, esta opción no se empleó por lo que contamos con datos de escaneo de 360° en horizontal y 305° en vertical, conteniendo demasiada información que no es necesaria.



Ilustración 6-6-1 Vista Isométrica lateral de los escaneados.

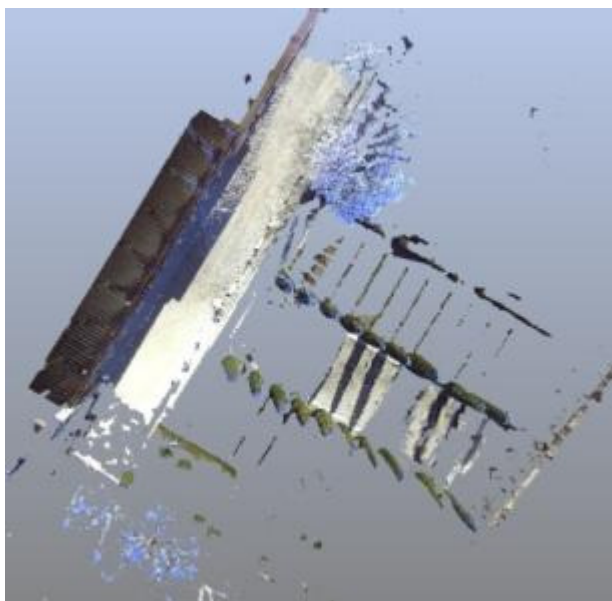


Ilustración 6-6-2 Vista cenital con perspectiva de los trabajos de escaneado. Palacio del Infantado.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Zona Roja: Exceso de escaneado que se debe eliminar.

Zona verde: Es una estrecha franja de datos que contiene la información de la fachada y debe conservarse.

Zona Naranja: Contiene información del tejado, y en este caso también de los soportales, debe conservarse.

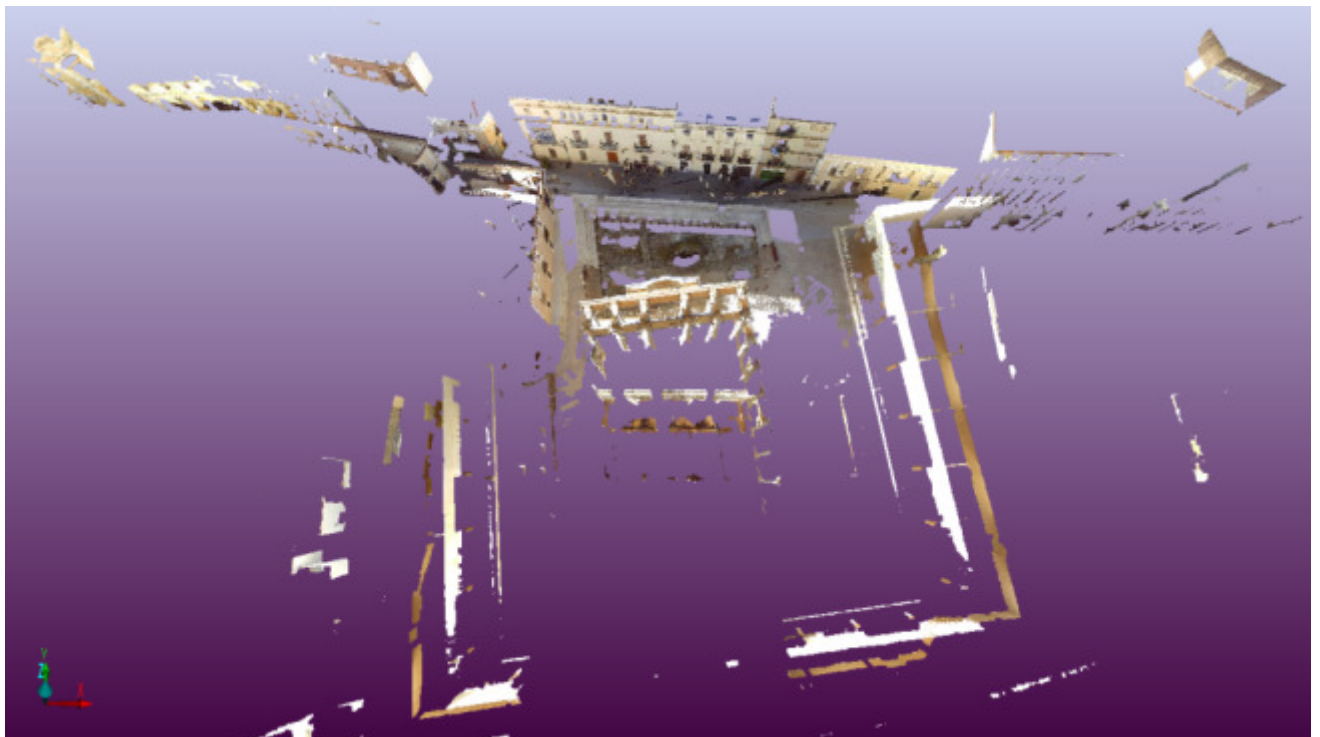
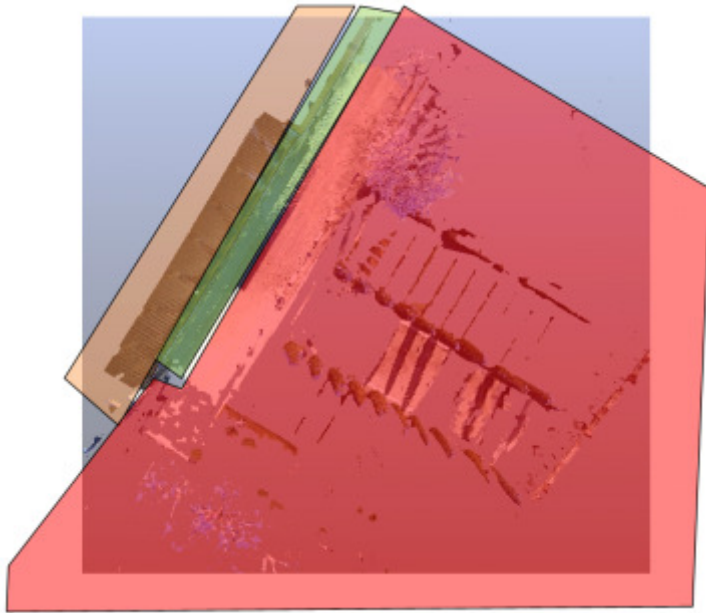
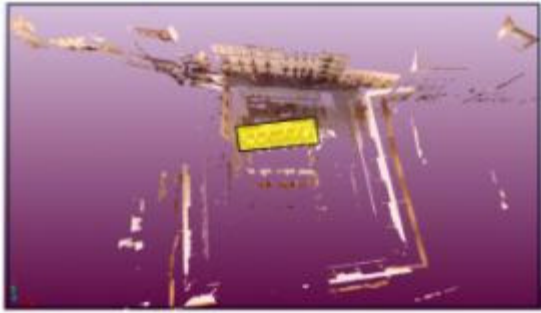


Ilustración 6-3 Vista cenital con perspectiva de los trabajos de escaneo del Templo de Diana

Proyecto fin de Máster en Geotecnologías Cartográficas en Ingeniería y Arquitectura.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

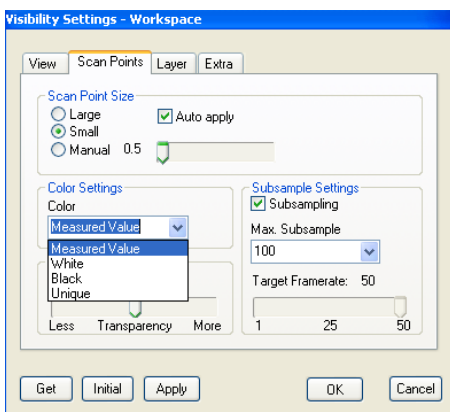


En amarillo los datos de la fachada principal del templo que se deben conservar. El resto de los datos deben ser borrados.

Una vez cargados los escaneados podemos navegar por el modelo en 3D. Sin embargo SCENE LT no tiene capacidad para generar las ortofotografías necesarias para realizar el posterior análisis de patologías ni de modelizar datos para su exportación, entendiéndose como tal la creación de superficies y la extrusión para generar volúmenes, pero sí que podemos realizar modelos de datos con diferentes presentaciones y que pueden resultar muy interesantes, o aprovechar el modelizado que realicemos para dibujar o capturar instantáneas. Existe un módulo para la generación de vídeo que debe adquirirse aparte.

Podemos realizar medidas apoyándonos sobre los puntos tomados con el láser, y el programa nos calcula también la distancia reducida.

Para la realización de un modelado realista podemos aplicarle a los puntos el color obtenido de la fotografía, pinchando con el botón derecho del ratón visibility Settings y dentro de la pestaña Scan Points en el campo Color Set podemos elegir la forma de presentarnos los puntos, en este caso indicamos Measured Values para que tome el valor del color de la cámara.



Este modelado de datos se puede exportar a programas profesionales de creación de presentaciones fotorealistas como 3D studio a través de ficheros ASCII o DXF. Autocad dispone

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

de un plugin que comunica directamente con los datos del laser y las últimas versiones de autocad civil admiten y manejan los datos brutos XYZI.

6.3 EXPORTACIÓN DE FICHEROS

Los ficheros de puntos depurados, conteniendo solamente las zonas de interés para su posterior análisis son exportados en formato ASCII.

Realizamos la exportación de datos en dos ficheros, por un lado el fichero con los datos de la nube de puntos XYZ en la que los valores de intensidad se han sustituido por los valores RGB obtenidos de las imágenes en ese mismo punto cámara RGB, la información ha quedado almacenada a través de la descomposición de colores en los tres canales rojo (R), verde (G) y azul (B). Los ficheros con esta información se exportan desde SCENE con formato X Y Z R G B.

La información de intensidad capturada por el sensor dentro del infrarrojo cercano se exporta desde SCENE en formato X Y Z I I I, donde las tres últimas columnas reflejan el valor de la intensidad y se presenta el mismo valor para las tres columnas.

Ambos ficheros se combinan en un único fichero para poder importarlo desde el programa Trimble RealWorks con el formato X Y Z Intensidad R G B .

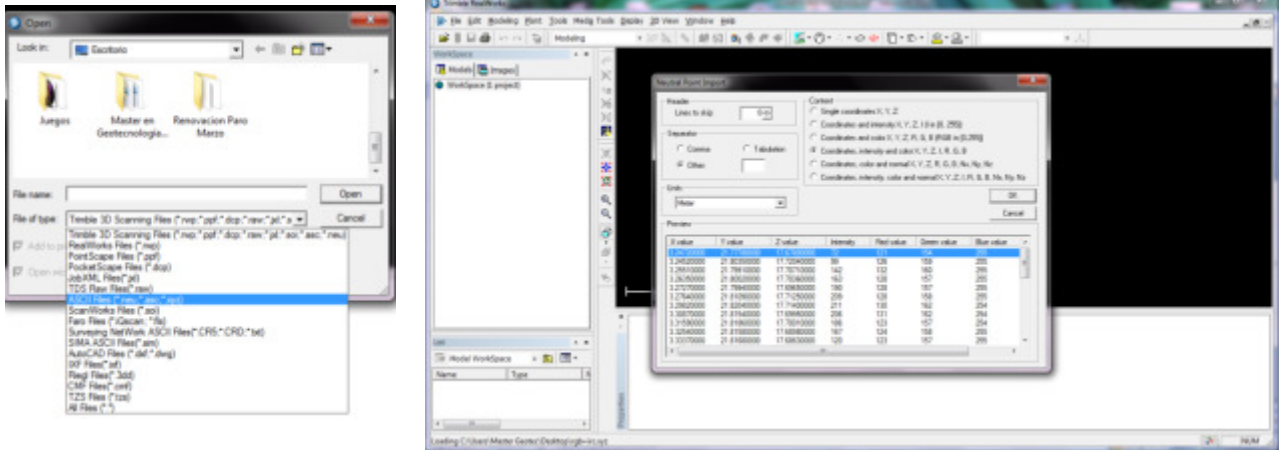
```
8.70010000 17.82820000 -1.33080000 237 237 237 40000 17.82970000 -1.33060000 245 238 222 8.69140000 17.82970000 -1.33060000 239 245 238 222
8.70410000 17.82540000 -1.33040000 236 236 236 60000 17.82780000 -1.33040000 246 241 222 8.69560000 17.82780000 -1.33040000 238 246 241 222
8.70870000 17.82520000 -1.33060000 238 238 238 110000 17.82820000 -1.33080000 245 240 221 8.70010000 17.82820000 -1.33080000 237 245 240 221
8.71290000 17.82370000 -1.33050000 237 237 237 110000 17.82540000 -1.33040000 242 237 218 8.70410000 17.82540000 -1.33040000 236 242 237 218
8.71700000 17.82170000 -1.33030000 238 238 238 370000 17.82520000 -1.33060000 228 223 204 8.70870000 17.82520000 -1.33060000 238 228 223 204
8.72170000 17.82190000 -1.33060000 239 239 239 900000 17.82370000 -1.33050000 237 232 213 8.71290000 17.82370000 -1.33050000 237 237 232 213
8.72620000 17.82100000 -1.33070000 234 234 234 000000 17.82170000 -1.33030000 240 237 220 8.71700000 17.82170000 -1.33030000 238 240 237 220
8.73080000 17.82080000 -1.33110000 234 234 234 700000 17.82190000 -1.33060000 250 243 225 8.72170000 17.82190000 -1.33060000 239 250 243 225
8.73550000 17.82010000 -1.33110000 234 234 234 520000 17.82100000 -1.33070000 251 244 226 8.72620000 17.82100000 -1.33070000 234 251 244 226
8.73950000 17.81860000 -1.33100000 236 236 236 800000 17.82080000 -1.33100000 254 247 229 8.73080000 17.82080000 -1.33100000 234 254 247 229
8.74400000 17.81840000 -1.33120000 236 236 236 550000 17.82010000 -1.33110000 255 248 230 8.73550000 17.82010000 -1.33110000 234 255 248 230
8.74400000 17.81840000 -1.33120000 236 236 236 150000 17.81860000 -1.33100000 255 248 230 8.73950000 17.81860000 -1.33100000 236 255 248 230
```

6.4 Creación de ortoimágenes con RealWorks de Trimble.

Como indicamos en el estudio sobre el estado de la técnica, no existe un software único capaz de manejar los datos láser de forma eficiente independientemente del equipo de procedencia, cada marca tienen su propio formato de datos y el traspaso de datos debe realizarse mediante pesado ficheros ASCII. Tampoco existe un programa que permita realizar todo el proceso de limpieza de datos, creación de ortoimágenes, modelos 3D, videos y análisis de datos de manera eficiente, así que es necesario importar los datos depurados de SCENE en RealWorks.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

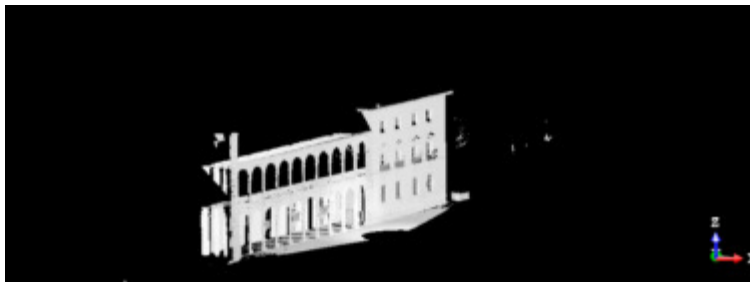
Desde el menú File->Import seleccionamos el formato ASCII



Podemos ver la nube de puntos en color RGB

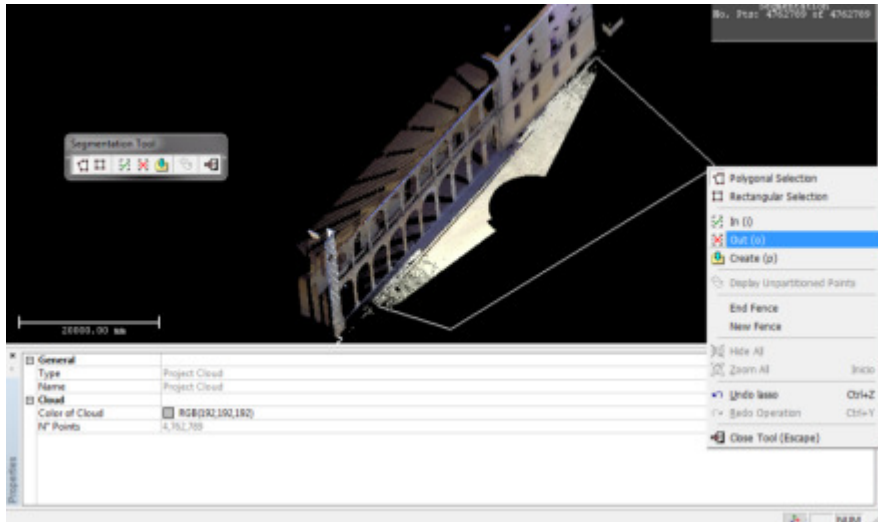


Y la nube de puntos de infrarrojos



CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Una vez cargada la nube de puntos continuamos el proceso de depuración de datos, todavía existen puntos en el modelo que no aportan información y que podemos borrar.

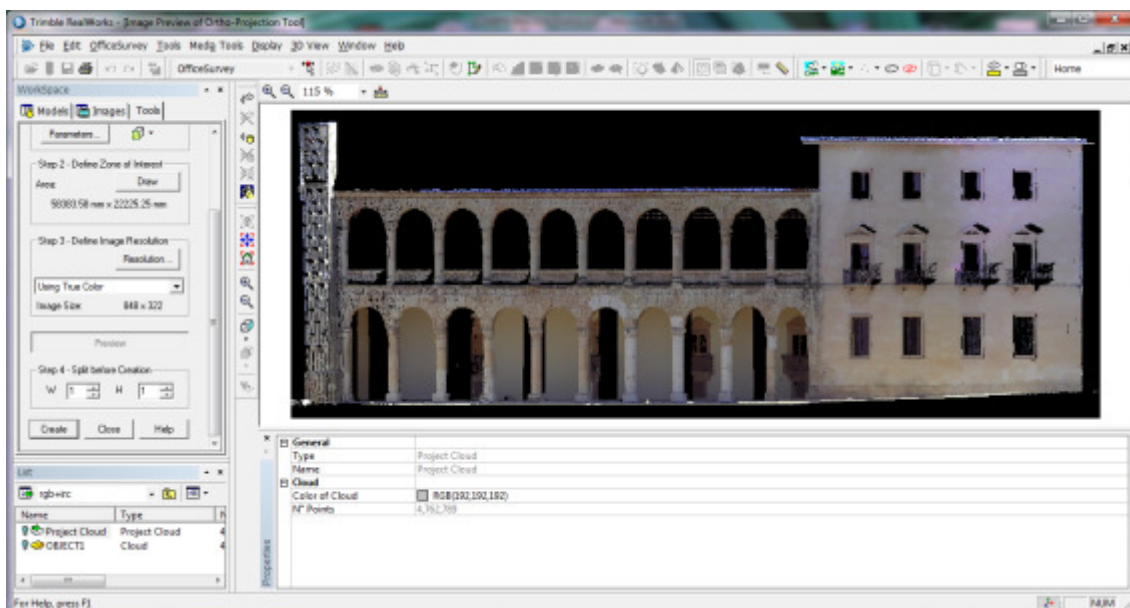


Dibujamos una superficie que contiene los puntos a eliminar.

Es importante tener en cuenta que por el punto focal de toma de datos del escáner es posible disponer de varios puntos en una misma posición y a diferentes

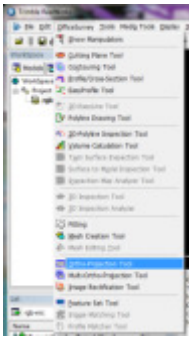
profundidades, es decir cuyas coordenadas Z,Y coinciden y varía su coordenada X, por ejemplo en el caso de un punto sobre una columna y su mismo punto proyectado en la parte interior del soportal, dos valores diferentes de intensidad y RGB para un mismo punto ZY, lo que debemos depurar antes de generar la ortoimagen.

El modelo depurado presenta el siguiente aspecto

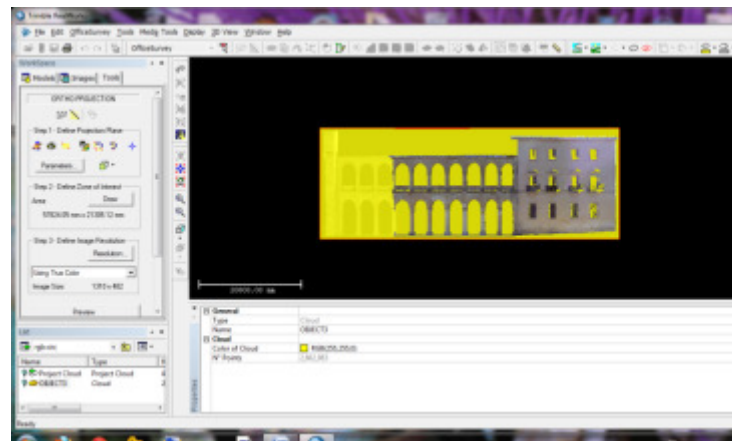
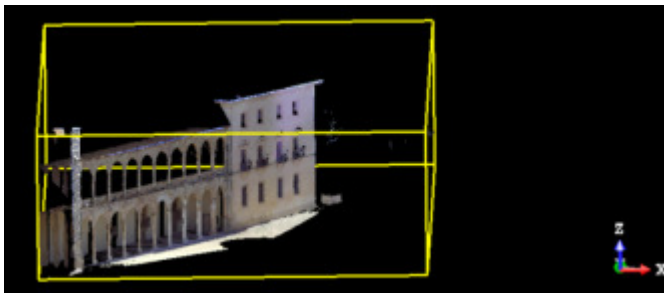


Proyecto fin de Máster en Geotecnologías Cartográficas en Ingeniería y Arquitectura.

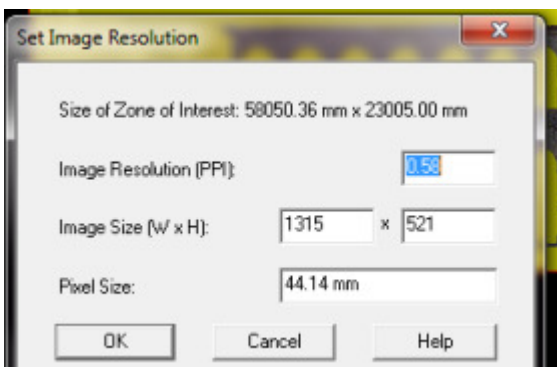
CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.



Ahora generamos la ortoimagen de la fachada seleccionando desde el menú la opción OfficeSurvey- OrthoProjection Tool. Al realizar el proceso de ortorectificación es necesario seleccionar un plano de referencia sobre el que se quiere ortorectificar, y para ello previamente hemos debido definir un sistema de coordenadas de forma que la fachada principal se encuentra contenida dentro del un plano paralelo al plano ZY. Al seleccionar la herramienta se despliega un menú emergente en el que identificamos la zona que queremos ortorectificar. El programa RealWorks genera una ortoimagen verdadera, donde además de la transformación de la proyección cónica de la imagen a una proyección ortogonal también se corrigen los efectos del relieve de la fachada, aunque su efecto es mínimo en este caso por encontrarse todos los elementos en el mismo plano ZY.



Ahora debemos indicar el tamaño de pixel de la ortoimagen



Aquí es donde alcanzamos uno de los puntos más delicados del proceso, y donde debemos elegir un valor adecuado para los propósitos posteriores de identificación y documentación de patologías.

A priori un tamaño de pixel muy interesante para trabajos de este estilo podrían ser 10 milímetros y un tamaño máximo podría establecerse en 50 mm.

Siempre dependiendo de las precisiones y necesidades. El problema está en que este no es un proceso de ortorectificación normal. En un proceso de ortorectificación habitualmente

partimos de una imagen “continua” sin huecos, donde termina un píxel comienza el siguiente y por tanto podemos generar cualquier tamaño de píxel, ya sea agrupando o interpolando, pero en este caso generamos la ortoimagen a partir de unos datos discontinuos como es la nube de puntos XYZ capturada con el láser. La distancia entre puntos de esta malla discontinua será la que nos marque el tamaño mínimo de píxel que podemos obtener, y por tanto la malla podrá asimilarse a una imagen continua cuando el tamaño de píxel deseado sea mayor al incremento de malla y la ortoimagen final no presentará problemas pero cuando la distancia entre puntos es mayor que el tamaño de píxel de la ortoimagen el programa no es capaz de asignarle un valor a esos “huecos” y se observarán zonas negras sin información. Este hecho tan importante no suele tomarse en consideración durante la toma de datos en campo, y de hecho en este proyecto ha surgido este problema. Como se explicó en el punto de toma de datos se emplearon diversas resoluciones de escaneado todas en el entorno de resolución 1/5, un punto cada 7 mm. A 10 metros, más que suficiente para la documentación geométrica de la fachada y de todos sus elementos, que es lo que habitualmente se persigue cuando se realiza este tipo de levantamientos, pero lo que ha sucedido es que esta distancia entre puntos es considerada para la zona del haz perpendicular al plano de fachada al aumentar la distancia al objeto y la incidencia de rayos oblicuos ha producido un distanciamiento en los puntos de tal magnitud que el programa nos propone un tamaño de píxel para la primera fachada de 44 mm. tremendamente alejado de los 7 a 10 mm. que esperábamos obtener. Este valor nos permitirá obtener una ortoimagen continua sin píxel negros. Si deseamos una mayor resolución de la imagen solo tenemos la opción de recortar aun más la nube de puntos dejando solamente las zonas centrales de cada escaneado, donde la distancia entre puntos es menor, en caso de no poder prescindir de estos datos seleccionaremos el tamaño de píxel propuesto.

En el siguiente escaneado podemos observar como al seleccionar un tamaño de píxel muy pequeño (10 mm.) la densidad de puntos según nos alejamos de la zona central de la imagen decrece rápidamente.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.



Seleccionando el tamaño de pixel propuesto para esta fachada conseguimos reducir las zonas vacías, aunque en los extremos siguen apareciendo huecos, y sombras de escaneo sobre los pórticos de las ventanas y en el muro perpendicular a la fachada en la zona Oeste sobre las producidas por los relieves piramidales de la fachada.



Igual sucede con la nube de puntos de intensidades láser. Aquí podemos observar un ejemplo con tamaño de pixel 10 mm. y otro con el tamaño final elegido de 15 mm.



Para la realización de las ortoimágenes del Templo de Diana se ha realizado el mismo procedimiento obteniendo en este caso un tamaño de pixel sugerido de 20 mm.



Cuando se indica el tamaño de pixel en una ortoimagen, lo hacemos refiriéndonos al tamaño de pixel en unidades terreno, y esto es lo que habitualmente se denomina el GSD de la imagen (Ground Sample Distance). No debe confundirse resolución de imagen proporcionada por el GSD con precisión. A partir de los datos de cámara conocemos el GSD original, un

trabajo realizado conforme a unas prescripciones técnicas adecuadas debe tener un error máximo condicionado por la precisión de los datos de entrada, en este caso el GSD de la imagen. Habitualmente se establece residuo máximo para los puntos de control inferior a 1,5 el GSD, los puntos de control pueden ser dianas o marcas que evidentemente deben conocerse

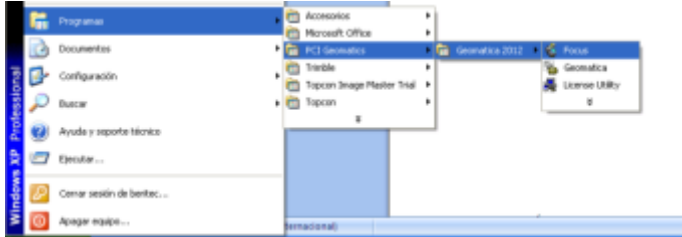
con una precisión mayor que la del proyecto que estamos controlando. Por ello la resolución nativa de la imagen condiciona la precisión final del trabajo y a su vez el GSD con el que presentamos las ortoimágenes debe ser representativo de la precisión máxima que se pueda obtener a partir de ellas. Ya que en función del GSD presentado el técnico que emplea las imágenes podrá deducir su precisión. Otro parámetro habitual es que el EMC de los puntos sea inferior al GSD de la imagen. En resumen, para un GSD de 20 mm. Es de esperar que cualquier medición realizada sobre la ortoimagen o captura de coordenadas que se realice tenga un error interno por debajo de los 20 mm.

En caso contrario, o en caso de que las imágenes hayan sido repixeladas modificando el GSD original deberá indicarse claramente.

En el caso de este estudio, pese a no disponer de puntos de control que aseguren la precisión final, se han seguido procedimientos adecuado de trabajo y control de datos asegurando una precisión interna de los datos que podría situarse sobre los 12 a 18 milímetros en base a las precisiones del escáner, condiciones y distancia de toma, número de estaciones, ajuste del cálculo y enlace de las estaciones.

7 PROCESAMIENTO DE DATOS

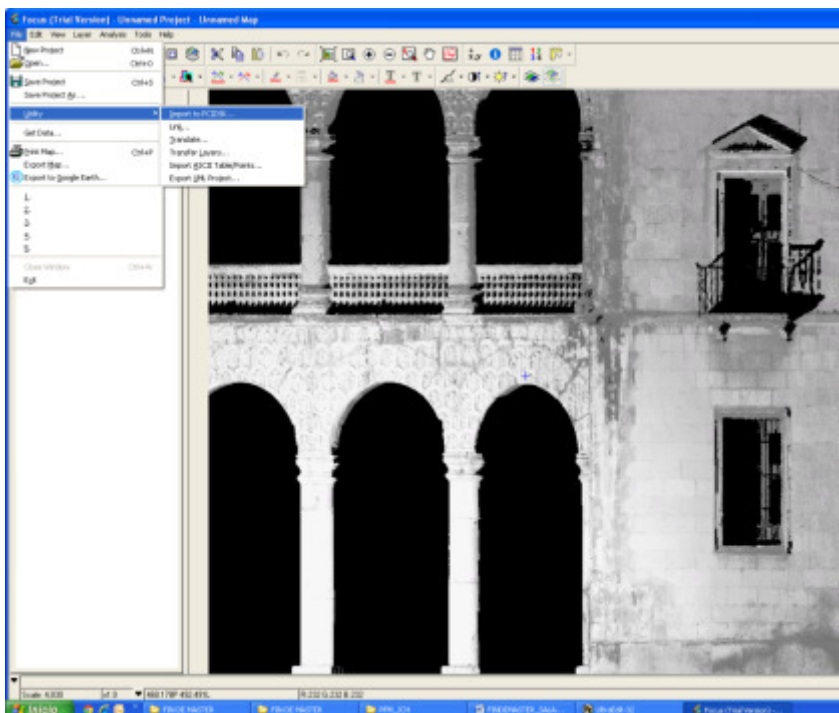
Para el procesado de datos se ha empleado el programa PCI Geomatics versión 2012.



Este programa es usado habitualmente para la clasificación de datos procedentes de diferentes sensores en teledetección y cuenta con las características que necesitamos para realizar un análisis de los datos a través de las ortoimágenes para tratar de terminar patologías.

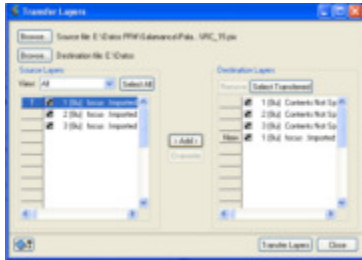
Para poder realizar un análisis completo que incluya la información de las tres bandas RGB y la información del canal infrarrojo es necesario fusionar las dos ortoimágenes generadas en una única imagen, se explica a continuación el procedimiento seguido para la fachada del Palacio del Infantado, siendo el tratamiento de las demás fachadas el mismo.

Primero se importan los ficheros TIF al formato PIX del programa PCIGeomatica. En este proceso de transformación se descomponen los datos del fichero original en tres bandas RGB.

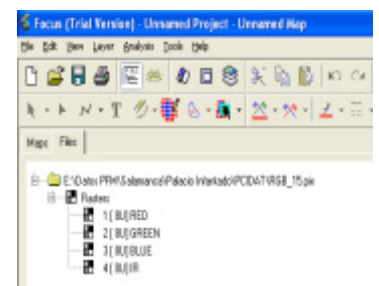
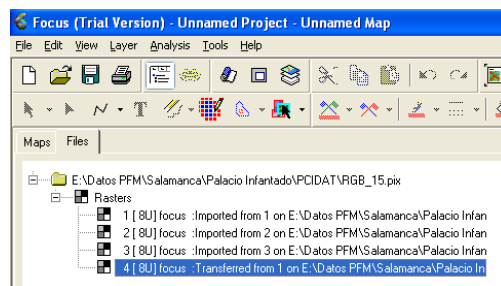


CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Con el fichero de infrarrojo y el fichero RGB creamos un nuevo fichero, una capa compuesta por cuatro bandas de información, las tres del raster RGB y una cualquiera de las capas RGB del fichero infrarrojo. Como sucede al exportar los datos desde SCENE el fichero RGB de infrarrojo contiene exactamente la misma información en cada una de las bandas.



Una vez transferida la información disponemos del fichero inicial para los trabajos de análisis, una capa con cuatro bandas, que procedemos a renombrar para realizar mejor los trabajos de análisis, lo hacemos desde la pestaña FILES:



Las investigaciones y artículos consultados recomiendan una clasificación asistida, o supervisada para la obtención de los mejores resultados, y en caso de necesidad de clasificaciones automáticas se proponen sistemas que incluyan técnicas de aprendizajes para las posteriores clasificaciones automáticas.

Se han desarrollado diversas técnicas para permitir el control automático a partir de imágenes de defectos y tamaños de diversos productos, basadas principalmente en el color y forma del objeto, y la mayor parte de las técnicas se aplican en entornos controlados de iluminación y distancia, lo que hace que se obtengan muy buenos resultados.

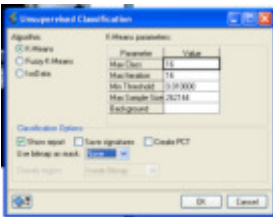
Las técnicas de clasificación se dividen en supervisadas y no supervisadas. Las supervisadas son aquellas en donde le señalamos al algoritmo cuantas clases tenemos e identificamos cada uno de los prototipos de esas clases. En las no supervisadas el usuario debe indicar como factor fundamental y que resulta de gran influencia en la clasificación final el número de grupos que se van a formar, y es el propio algoritmo el que decide las características que han de tener los elementos pertenecientes a cada una de esas clases.

El número de grupos en la clasificación no supervisada, como veremos más adelante, condiciona los resultados finales y no debe ser elegido al azar, este número debe ser el

resultado de un análisis previo de las imágenes, de donde el técnico obtiene una aproximación del número de clases que se van a generar (K) y que debe ser el mismo número que resultaría de una clasificación supervisada.

7.1 Clasificación no supervisada

Aunque la clasificación supervisada por un experto proporciona mejores resultados algunos textos recomiendan realizar primero una clasificación de datos no supervisada, esto permite al operador disponer de una buena orientación y poder realizar más adelante una clasificación supervisada.



Las técnicas de clasificación no supervisada son un intento de automatizar el proceso de clasificación de pixel agrupándolo automáticamente a través de empleo de diversos algoritmos, de modo

que al final del proceso podamos disponer de zonas delimitadas que cumplen los criterios identificados en los algoritmos. La clasificación automática será mejor cuanto más se adapten los resultados obtenidos a la realidad del objeto y cuanto más homogéneos sean cada uno de los grupos generados, sin contener elementos que pertenezcan a otro grupo o dejar fuera del conjunto elementos que pertenezcan a él.

La opción más habitual para evaluar la bondad de un algoritmo de clasificación no supervisado es comparar sus resultados, con los grupos realizados manualmente por un operador experimentado y conocedor de las características y peculiaridades de los grupos objeto de estudio, en este caso las patologías de las fachadas históricas.

Los algoritmos de clasificación no supervisada que se emplean habitualmente son:

k-Means Fuzzy K-Means IsoData

7.1.1 El algoritmo de clasificación K-Means

En este algoritmo se supone la existencia de K clases de elementos, que deben ser determinadas a priori por el usuario. Comienza seleccionando un conjunto aleatorio de centroides de cada una de las clases y va generando los grupos por cercanía al centroide, cada

colección de pixel asignados a un centroide es un clúster, esta agrupación utiliza las regiones de Voronoi para la creación de los clúster. Luego va reasignando los datos del conjunto de pixel a cada uno de los centroides, basándose en minimizar la distancia entre los píxeles y el centroide. El proceso de reasignación de píxeles no se detiene hasta que no se alcanza el criterio de convergencia o el número máximo de iteraciones.

Es un sistema de clasificación sencillo y eficiente, dependiente de un único parámetro K, lo que a su vez condiciona todo el proceso ya que los resultados dependen del número de clases elegidas a priori.

7.1.2 El algoritmo de clasificación Fuzzy K-Means

Este algoritmo también conocido como Fuzzy C-means, pertenece al grupo de técnicas de agrupamiento difuso (fuzzy). Esta técnica tiene como principal características que basándose en el algoritmo K-Mean, permite que un pixel pueda pertenecer a dos grupos parcialmente al mismo tiempo, asignándole un cierto valor de pertenencia.

Tiene su base en la teoría de conjuntos imprecisos o poco definidos (FUZZY Set) propuesta por Zadeh (1965) y fue creado por Ruspini (1969), Bezdek (1964) y Dunn (1974)

Este algoritmo fue propuesto por primera vez por Bezdek en 1981, y clasifica los píxel en K grupos homogéneos representados como conjuntos difusos. El objetivo del algoritmo es encontrar la partición difusa (F1,F2,F3,...) para el conjunto de datos X1,X2,X3,... que haga mínima la siguiente función:

$$J_m(U, V : X) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m \|x_j - v_i\|^2$$

Donde $\mu(i,j)$ es el grado de pertenencia del dato X_j al grupo difuso F_i . En la teoría booleana si un elemento pertenece al conjunto se le asigna un 1, y si no pertenece un 0. En la teoría borrosa (Fuzzy) de conjuntos se propone asignarle un valor comprendido entre 0 y 1 al grado de pertenencia del elemento al conjunto. Este valor no es un valor absoluto de pertenencia sino que resulta de la comparación de con otros grados de pertenencia en el mismo conjunto.

7.1.3 El algoritmo de clasificación ISODATA

Su nombre es un acrónimo de Iterative Self Organizing Data Analysis Techniques, y como en los casos anteriores es un algoritmo iterativo en el que debe especificarse el número máximo de grupos a generar, máximo porcentaje de píxel que pueden permanecer invariantes entre iteraciones, número máximo de iteraciones, número mínimo de miembros en el grupo y desviación estándar dentro del grupo. Si la desviación estándar excede el máximo especificado y el número de miembros es el doble del mínimo requerido para cada grupo, este se divide en dos grupos para ajustar la desviación.

7.2 Clasificación supervisada

En este tipo de clasificación se definen clúster de datos representativos de un grupo denominados “zonas de entrenamiento”, estos grupos con unas características definidas son empleados por los algoritmos de clasificación para buscar nuevos elementos pertenecientes al grupo.

La clasificación supervisada incluye las siguientes etapas:

Entrenamiento

Selección del algoritmo de clasificación más adecuado

Clasificación

Procesos de control de reordenación y control

En la etapa de entrenamiento el experto selecciona las áreas de identidad conicidad: Humedades, piedra, metal, madera,... estas áreas se delimitan dibujando polígonos sobre la imagen, que se van almacenado y asignando a un grupo determinado por el analista. Este es el proceso de entrenamiento.

Una vez que se dispone de un conjunto de datos de entrenamiento es necesario asignar el resto de los píxel de la imagen a cada una de las clases. Los algoritmos más empleados para estos fines son:

Clasificación por mínima distancia. [Minimum Distance]

Clasificación por paralelepípedos. [Parallelepiped]

Clasificación por máxima probabilidad. [Maximum Likelihood]

7.2.1 El algoritmo de clasificación por mínima distancia

En este sistema los datos de entrenamiento se emplean para generar la media de las clases seleccionadas como regiones de interés. El programa realiza la clasificación de píxel situando cada uno en el clúster cuya media se encuentra más cercana para lo que puede emplear la distancia euclidiana.

Es un clasificar sencillo de implementar pero poco sensible a los diferentes grados de varianza en las respuestas espectrales, lo que lo hace poco adecuado en casos en que las clases espectrales están próximas entre sí en el espacio de medida y a la vez disponen de elevadas varianzas.

7.2.2 El algoritmo de clasificación por paralepípedos

Este clasificador construye un subespacio de datos (paralepípedo) para cada clase. Los límites del paralepípedo son definidos por el rango de valores de cada clase de entrenamiento (máximo y mínimo) sobre los que se puede aplicar una desviación estándar. La regla de decisión que se emplea es que el píxel de identidad desconocida esté contenido dentro de alguno de los paralepípedos construidos.

Presenta un bajo nivel de robustez en la clasificación y problemas con el solapamiento de paralepípedos.

7.2.3 El algoritmo de clasificación por máxima probabilidad

Es un algoritmo que a diferencia de los algoritmos anteriores, emplea métodos estadísticos para la clasificación de los puntos. Este sistema establece reglas de distribución gaussiana para determinar la probabilidad de que un punto pertenezca a una clase de entrenamiento.

7.3 Otros sistemas de clasificación

Existen otros sistemas de clasificación que no se han empleado ni analizado en este proyecto, pero que han proporcionado resultados interesantes en el campo de la teledetección, como son los clasificadores estadísticos paramétricos, en los que se parte de un principio o parámetros de clasificación conocidos, la función de densidad normal multivariante, la clasificación por máxima verosimilitud, clasificadores lineales derivados, análisis discriminante

regularizado. O los clasificadores no paramétricos de distribución libre como el sistema del vecino más próximo.

Clasificaciones por contexto, en las que se tienen en cuenta además del valor del pixel analizado, el valor de los pixel de alrededor (vecinos más próximos).

Clasificaciones multitemporales, para clases espectrales que varía con el tiempo.

Clasificación por redes neuronales, basadas en la idea de entrenamiento , aprendizaje, clasificación.

7.4 Estimación de exactitud de una clasificación

Por último antes de comenzar con los trabajos de clasificación de nuestras imágenes, vamos a analizar el empleo de la matriz de confusión como indicador de la exactitud en el resultado de la clasificación.

Podríamos definir la exactitud de la clasificación como el grado de concordancia entre los polígonos generados y los polígonos reales, aunque en la realidad se emplean las áreas de entrenamiento lo que significa que en realidad lo que podremos estimar es el grado de correlación existente entre las áreas de entrenamiento y los polígonos generados.

Un bajo nivel de correlación será indicio de unos polígonos de entrenamiento mal definidos o con poca cohesión interna.

El sistema habitual para evaluar la exactitud es la matriz de confusión. La matriz de confusión relaciona por filas y columnas los valores esperados con los valores obtenidos. En este caso la matriz consta de N columnas y filas, donde N es el número de clases.

En el siguiente ejemplo podemos ver claramente su capacidad para determinar la exactitud de la clasificación.

	Piedra	Madera	Hormigón	Ladrillo	Sin Clasificar
Piedra	35	3	9	2	2
Madera	2	36	1	1	5
Hormigón	14	2	25	2	3
Ladrillo	2	3	3	40	1
Sin clasificar	5	2	3	4	25

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Podemos observar que existe una alta correlación entre los grupos piedra y hormigón, probablemente debido a una mala elección de las áreas de entrenamiento, sin embargo las áreas de ladrillo y madera han quedado bien definidas. Existe además una columna-fila para los píxel que no han podido ser clasificados en ninguna categoría.

La diagonal principal de la matriz nos indica los píxel que fueron correctamente clasificados, los elementos fuera de la diagonal principal corresponden a elementos mal clasificados, por omisión corresponden a la suma de los elementos no diagonales contenidos en la columna, y los errores cometidos por exceso a la suma de los elementos no diagonales de las filas.

En el ejemplo de la tabla anterior, se han clasificado como otros elementos 16 píxel (9+1+3+3) que en realidad deberían haberse clasificado como hormigón, y a su vez se han clasificado como hormigón 21 píxel (14+2+2+3) que no pertenecen a esta categoría.

De la matriz de confusión se pueden extraer los siguientes indicadores de calidad o exactitud en la clasificación:

Exactitud global (Overall Accuracy)

Es un indicador de la exactitud que relaciona el número de elementos (píxel) bien clasificados respecto al total de píxel de referencia y expresándolo como un porcentaje. Es un índice que no permite conocer la exactitud para cada categoría, para ello se emplean los siguientes indicadores:

Exactitud de usuario (user's accuracy)

Exactitud de productor (producer's accuracy)

La exactitud de usuario, se calcula dividiendo el número de píxel correctamente clasificados para cada categoría entre el número total de píxel que fueron clasificados en esta categoría.

En nuestro ejemplo Piedra $(35/51) \times 100 = 68\%$; Hormigón $(25/46) \times 100 = 46\%$

Este índice permite conocer el porcentaje de cada clase que ha sido bien clasificado.

Exactitud de productor, se calcula dividiendo el número de píxel correctamente clasificados entre el número de píxel de referencia utilizados en dicha categoría, expresado como porcentaje.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

En el ejemplo, Piedra $(35/58) \times 100 = 60\%$; Hormigón $(25/41) \times 100 = 61\%$

Este índice permite conocer el grado de exactitud en la clasificación de los pixel de referencia.

Existe otro indicador denominado coeficiente Kappa, que se emplea para analizar la matriz de confusión en conjunto, en lugar de por filas y columnas. El coeficiente kappa es una media estadística que informa sobre la relación de los resultados obtenidos empleando un clasificador automático y las posibilidades de obtener una clasificación correcta con un clasificador aleatorio, es decir por casualidad. [Classification of Amazonian primary rain forest vegetation using Landsat ETM+ satellite imagery . Classification of Amazonian primary rain forest vegetation using Landsat ETM+ satellite imagery]

Tabla 1. Parámetros de precisión de clasificación.

Precisión global	$P = \frac{\sum_{i=1}^m x_{ii}}{N}$
Precisión del productor	$P_p = x_{ii} / x_{\Sigma i}$
Precisión del usuario	$P_u = x_{ii} / x_{i\Sigma}$
Coeficiente Kappa	$K = \frac{N \sum_{i=1}^m x_{ii} - \sum_{i=1}^m x_{i\Sigma} x_{\Sigma i}}{N^2 - \sum_{i=1}^m x_{i\Sigma} x_{\Sigma i}}$
<p>m = número total de clases. N = número total de píxeles en las m clases de referencia. x_{ii} = elementos de la diagonal de la matriz de confusión. $x_{i\Sigma}$ = suma de los píxeles de la clase i de referencia. $x_{i\Sigma}$ = suma de los píxeles clasificados como la clase i.</p>	

Ilustración 7-1 Cortesía de GeoFocus (Artículos), nº 10, p. 1-17. ISSN: 1578-5157

8 PROCESAMIENTO DE DATOS CON PCIGEOMÁTICA.

Con el objeto de poder analizar más tarde los resultados obtenidos y comprobar las teorías expuestas, se han realizado clasificaciones por todos los sistemas permitidos por PCI, aplicándolos a los datos RGB e infrarrojo por separado y a todos los datos en conjunto.

Se han realizado todas las combinaciones posibles de clasificación posible para la fachada del Palacio del Infantado, veintiuna en total, con el objeto de poder determinar la mejor combinación de datos de entrada algoritmo de clasificación, y siete combinaciones para el Templo de Diana una vez que se conocían las combinaciones más apropiadas.

El listado completo de opciones de clasificación y caspas es:

1. Clasificación No supervisada

- a. RGB (K-Mean / Fuzzy K-Mean / ISODATA)
- b. IR (K-Mean / Fuzzy K-Mean / ISODATA)
- c. RGB + IR (K-Mean / Fuzzy K-Mean / ISODATA)

2. Clasificación supervisada

- a. RGB (Máxima probabilidad / Mínima distancia / Paralepípedos / Paralepípedos + Máxima probabilidad)
- b. IR (Máxima probabilidad / Mínima distancia / Paralepípedos / Paralepípedos + Máxima probabilidad)
- c. RGB + IR (Máxima probabilidad / Mínima distancia / Paralepípedos / Paralepípedos + Máxima probabilidad)

Al final de cada proceso de clasificación supervisada se ha generado su correspondiente matriz de error o matriz de confusión.

8.1 Clasificación No Supervisada.

En PCI es necesario generar un capa raster vacía donde almacenar los resultados de la clasificación. Esta capa es la que exportaremos a MicroStation para la obtención de planos.



Ilustración 8-1 Selección de capas de entrada para la clasificación.

Seleccionamos las capas de entrada para la clasificación y la capa vacía de salida que hemos definido previamente como capa con 8bit de información. Las capas de entrada se indican en la celda “Input Chanel” y la capa de resultados en “Output Chanel”.

Es el momento de seleccionar el algoritmo de clasificación y sus parámetros. Ya se ha visto que en la clasificación no supervisada tienen una gran influencia la elección correcta del elemento K, que ya hemos visto, es el número de clases que se espera conseguir. Hay que tener en consideración que el número de clases se obtiene a partir de la imagen, y no debe confundirse el número de clases que queremos analizar con el que se puede obtener de la imagen.

En nuestra ortofotografía podemos disponer de conjuntos de datos que no nos interesan, pero aún así estos datos forman un conjunto de pixel por lo que deben ser tomados en consideración.

En el caso del Palacio del Infantado y en base a un estudio visual previo de la fachada, nos interesa poder obtener información sobre las siguientes patologías que hemos observado y descritas en el apartado de lesiones en edificios históricos:

- Paramento con humedad (1)
- Paramento seco (2)
- Zona con aplacado caído (3)
- Zona con aplacado correcto (4)
- Zona con suciedad (grafitis o restos) (5)
- Zonas con piedra afectada (6)
- Zonas de piedra sana (7)

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

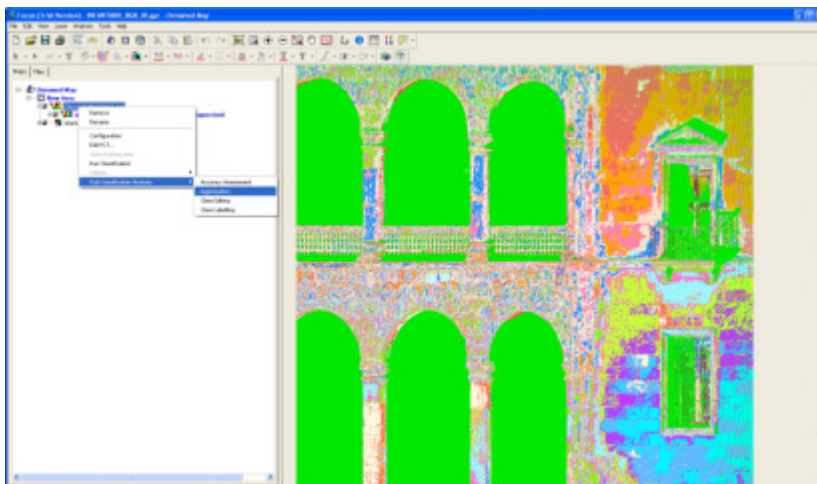
Además existe un elemento que no puede considerarse patologías pero que si que puede generar un conjunto de datos: Elementos metálicos (8)

K-Means parameters:		Fuzzy K-Means parameters:		IsoData parameters:	
Parameter	Value	Parameter	Value	Parameter	Value
Max Class	8	Max Class	8	Min Clusters	6
Max Iteration	16	Max Iteration	16	Max Clusters	12
Min Threshold	0.010000	Min Threshold	0.010000	Desired Clusters	10
Max Sample Size	262144	Max Sample Size	262144	Max Iterations	20
Background		Background		Movement Threshold	0.010000
				Min Threshold	5
				Standard Deviation	10.000000
				Lumping Threshold	1.000000
				Max Lump Pairs	5
				Background	

Ilustración 8-2 Parámetros de entrada requeridos para la clasificación K-means, Fuzzy K-Means e ISODATA.

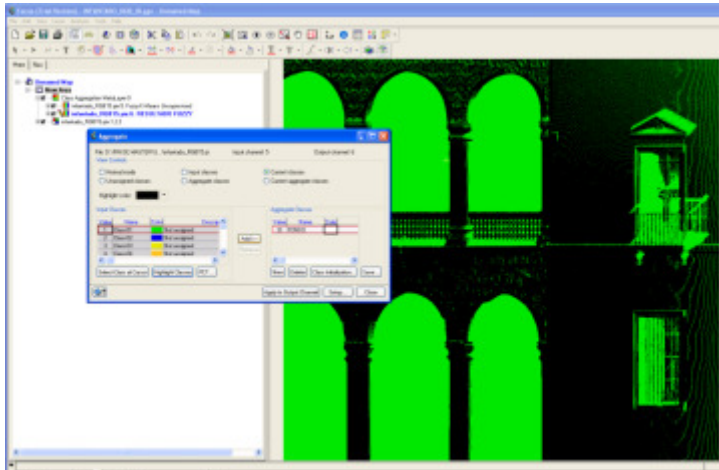
En el caso de las clasificaciones no supervisadas, como el número de clases que seleccionamos a priori es elevado, antes de exportar el fichero raster para su posterior dibujo en MicroStation procedemos a realizar una agrupación de clases.

Para ello volvemos a generar una nueva capa raster de 8 bit vacía, sobre la que se vuelca la agrupación de datos que se realiza.



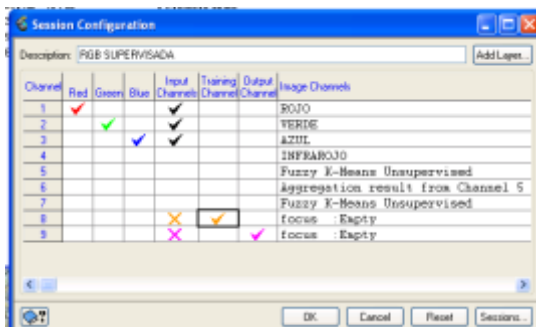
CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Seleccionamos cada raster de datos que se ha generado, le asignamos un color para poder ver claramente todos los elementos que contiene y un nombre, luego vamos seleccionando cada uno de los clúster para comprobar si alguno de ellos puede añadirse a esta capa generada.



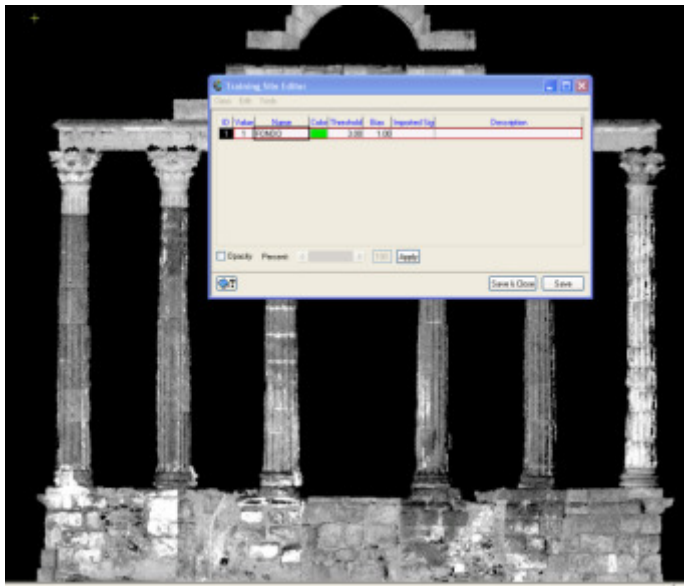
8.2 Clasificación supervisada

Para la realización de los procesos de clasificación supervisada es necesario generar dos capas raster vacías. Como en el caso anterior necesitamos una capa para almacenar los resultados, pero ahora necesitamos una capa más donde dibujaremos los polígonos de entrenamiento.



Es necesario generar las clases que vamos a definir en los polígonos de entrenamiento, estas clases son las que tomará como referencia el programa para realizar la clasificación del resto de los pixel que componen la imagen, así que cuanto mejor definición y coherencia tengan las zonas, mejor proceso de clasificación posterior y mejor resultado en la matriz de confusión.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.



Mientras se añaden cada una de las clases es posible utilizar herramientas estadísticas que nos permiten determinar el comportamiento de la clasificación en función de la definición del área de entrenamiento que hemos creado.

Existen varios métodos para evaluar la separación de firmas espectrales, las medidas de distancia de Bhattacharyya

(1945), Mahalanobis y Jeffreys-Matusia y las medidas de divergencia y de divergencia transformada (*Swain y Davis, 1978*)

PCI nos permite emplear la distancia de Bhattacharyya y la divergencia transformada.

La distancia de Bhattacharyya se define como la distancia entre dos clases que presentan una distribución normal, mediante la relación de las matrices de covarianza y las medias.

La divergencia transformada, matemáticamente podemos expresar la divergencia de dos elementos (i,j) como :

$$D_{ij} = \frac{1}{2} \text{tr} [(C_i - C_j) (C_i - C_j)^{-1}] + \frac{1}{2} \text{tr} [(C_i - C_j)^{-1} (m_i - m_j) (m_i - m_j)^T]$$

Y la divergencia transformada es:

$$T_{dij} = 2 [1 - \exp (- D_{ij} / 8)]$$
 Siendo i,j el valor de la medida de las dos clases comparadas.

C_i el valor de Covarianza de la clase i.

m_i : el vector de medias de la clase i.

tr: Traza de elementos de la diagonal de la matriz indicada.

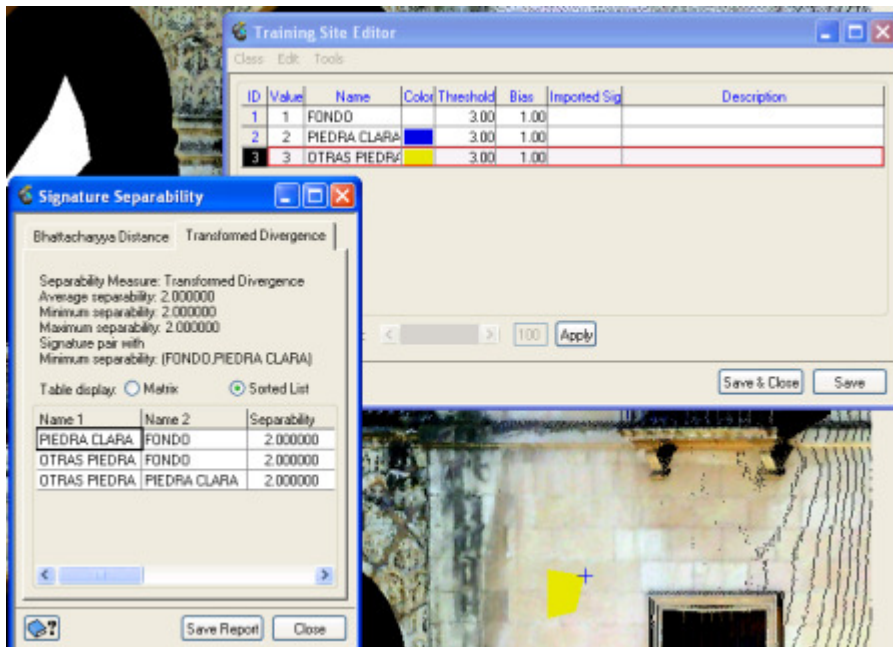
T: matriz trasnpuesta.

La divergencia estadística parte de la base de que los niveles digitales en una categoría se distribuyen normalmente, considerando la separabilidad como medida del solape entre categorías vecinas. Un valor de divergencia transformada de 2 sugiere excelente separación de clases, sobre 1.9 provee una buena separación, mientras que bajo 1.7 indica una pobre separación entre clases (*Jensen, 1996*).

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

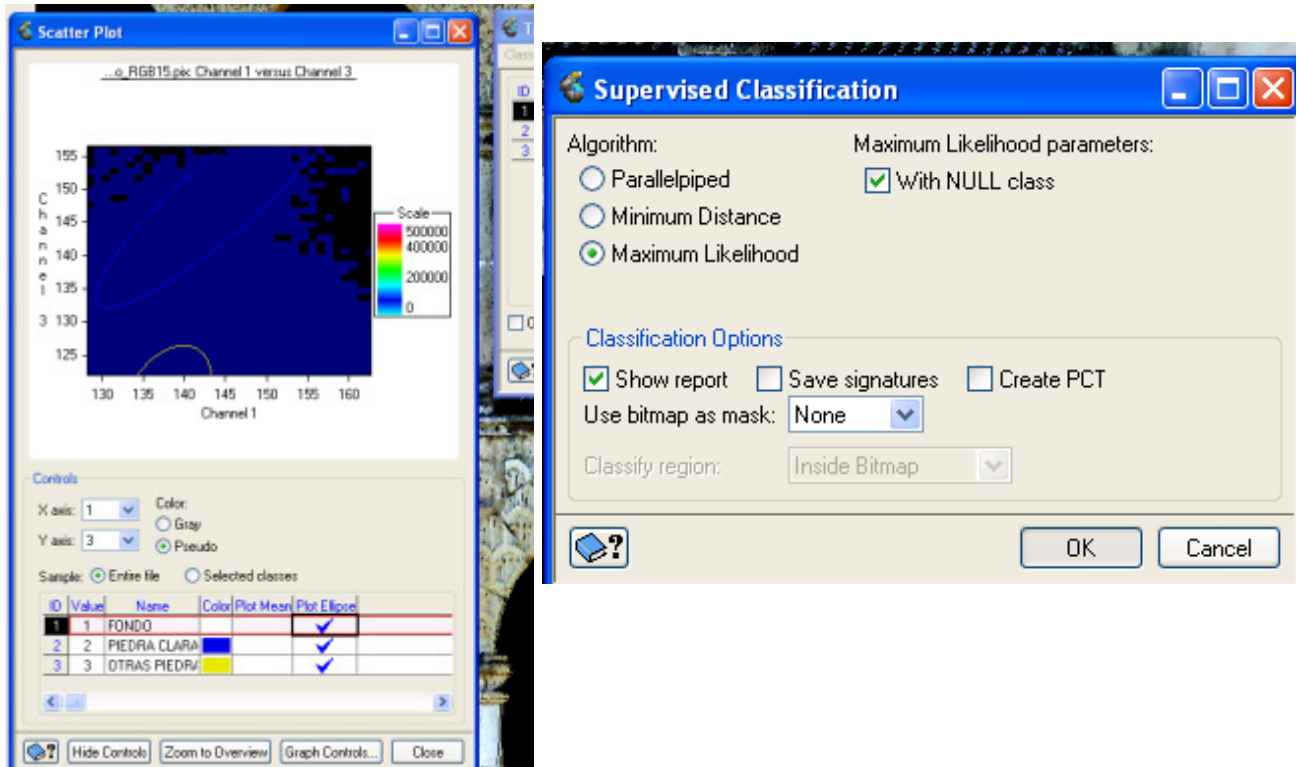
Para analizar los resultados empleamos la divergencia transformada

Dentro de Tools->Signature Separability y seleccionamos la pestaña de transformed divergence, nos permite evaluar la diferencia entre cada una de las áreas de entrenamiento definidas. Áreas de entrenamiento con poca distancia estadística entre ellas producen clasificaciones malas y creación de clases poco diferenciadas. En nuestro caso hemos establecido un coeficiente de separación mínimo de 1,70 para las clases, siendo 2 el coeficiente correspondiente a una ideal del 100%. Ya hemos visto que se marca habitualmente el umbral de separación mínimo en 1,90 y señalan por debajo de este umbral el coeficiente de separación es pobre pero dado el bajo nivel de diferencia radiométrica que existe en nuestras fachadas y teniendo en cuenta que buscamos variaciones de estado sobre el mismo material podrían admitirse coeficientes hasta 1,70 y en casos muy puntuales 1,50 como en clasificación de distintos tipos de piedra o madera, o diferentes grados de afección de humedad. Este nivel coeficiente tan bajo sería inadmisibles en teledetección pero en el caso de análisis de fachadas generalmente conviene disponer de un número de clases más aunque no estrictamente separadas, alto e ir agrupando como veremos posteriormente.



Una vez definidas las áreas de entrenamiento podemos ver su correlación con el resto de píxel mediante un diagrama de dispersión. (Tools-Scatter Plot)

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.



Una vez definidas las áreas de entrenamiento correctamente, solo queda ejecutar la clasificación. Y seleccionar uno de los tres métodos que hemos comentado en los apartados anteriores:

Paralelepípedos.

Mínima distancia

Máxima probabilidad

En este estudio se realizaron combinaciones de capas de datos y métodos supervisados, y no supervisados, para analizar los resultados de cada una de las combinaciones.

9 DOCUMENTACIÓN GRÁFICA DE LAS PATOLOGÍAS

Uno de los objetivos que nos marcamos al comienzo del proyecto fue conseguir establecer una metodología que permita añadir mayor objetividad a los actuales sistema de documentación e informe de patologías.

Para ello la documentación gráfica de las patologías empleando sistemas CAD, resulta fundamental. Se pueden dar dos situaciones:

1. Disponer de ortoimágenes de fachada georeferenciadas.

La georeferencia de las imágenes puede interna, contenida en la propia cabecera del fichero TIFF, o externa a través de un fichero con el mismo nombre que la imagen y extensión TFW (Tiff File World). En cualquier caso hace referencia a las coordenadas XY del pixel superior izquierdo de la ortoimagen, y el tamaño de píxel GSD.

Si disponemos de las imágenes georeferenciadas simplemente tendremos que cargarlas en programa de CAD y este directamente nos ubicará la fachadas en su verdadera situación y magnitud para empezar los trabajos de digitalización.

2. Disponer de Ortoimágenes de fachada sin georeferenciar.

Si no disponemos de las imágenes georeferenciadas, como en este caso. Puede ser que nos interese trabajar en un sistema de coordenadas local para cada fachada. Esto significa que los planos obtenidos no estarán georeferenciados a un sistema de coordenadas oficial, sino que cada fachada dispondrá de su propio sistema de coordenadas. Esta opción no se debe descartar y puede ser interesante en determinados casos de proyectos como el nuestro donde solo trabajamos con una fachada o en proyectos donde el que el número de escaneados es pequeño permitiendo que el escáner genere un sistema de coordenadas local para el conjunto de los escaneados. En este caso conocemos el tamaño de pixel, lo que nos permite la carga de la imagen escalada en el sistema CAD, y luego le asignamos unas coordenadas aleatorias a un elemento significativo y bien definido de la fachada. Otra opción en este caso es indicar unas coordenadas al origen de la imagen (pixel superior izquierda) en la carga, o generar un fichero TFW para la imagen, este es un fichero de texto que contendrá la siguiente información:

Tamaño del Pixel sobre el eje X. A lo largo de la imagen.

Rotación en la dirección X. Normalmente 0, salvo para imágenes con SR girado.

Proyecto fin de Máster en Geotecnologías Cartográficas en Ingeniería y Arquitectura.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Rotación en la dirección Y. Igual que en el caso anterior 0.

Tamaño del pixel en Y. Mismo tamaño que el pixel en X , salvo que la imagen se haya generado con un SR escalando el Eje Y respecto al eje X.

Origen en X. Coordenada X del pixel superior izquierdo.

Origen en Y. Coordenada Y del pixel superior izquierdo.

En nuestro caso el fichero TFW de las ortoimágenes del Templo de Diana con 20 milímetros de pixel tiene el siguiente aspecto:

0,2

0

0

-0,2

10000

10000

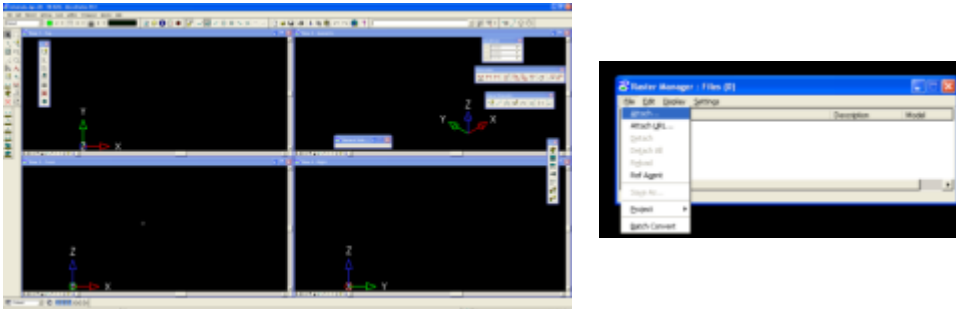
La primera y cuarta línea indican el tamaño de pixel (0,2), yo he elegido centímetros como unidades de trabajo que voy a utilizar después en MicroStation, así que indico el tamaño de pixel en centímetros (0,2 cm=20 mm.). La cuarta línea tienen un signo menos delante del tamaño de pixel, esto nos permite describir la orientación del sistema de coordenadas, en este caso X aumenta hacia la derecha y el eje Y aumenta hacia arriba. Hay que recordar que definimos las coordenadas del pixel superior izquierdo, así que le indicamos que al avanzar hacia abajo debe disminuir la coordenada Y.

La segunda y tercera línea la rotación del sistema de coordenadas respecto a la imagen. (0)

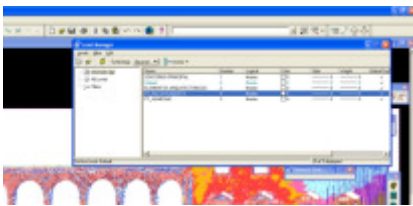
Y quinta y sexta línea las coordenadas del primer pixel, que en este caso son 10.000 para XY. Esto nos permitirá desplazarnos hasta 10.000 centímetros por la imagen sin tener coordenadas negativas. Hay que recordar que el origen de coordenadas se indica en las mismas unidades que el tamaño de pixel, y todo deberá estar en las unidades principales que se van a emplear en el CAD.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

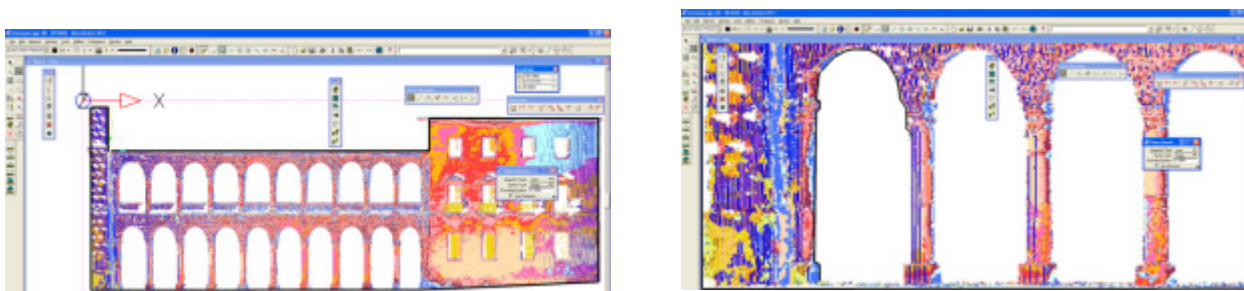
Para la documentación gráfica de las patologías en MicroStation se ha creado un fichero vacío empleando un fichero semilla de tres dimensiones sobre el que se carga la ortoimagen generada en RGB de la fachada.



Una vez realizada la carga en MicroStation, definimos las capas de trabajo: Contorno principal de la fachada, elementos arquitectónicos, Patología de humedades, Patología de falta de plaquetas,....

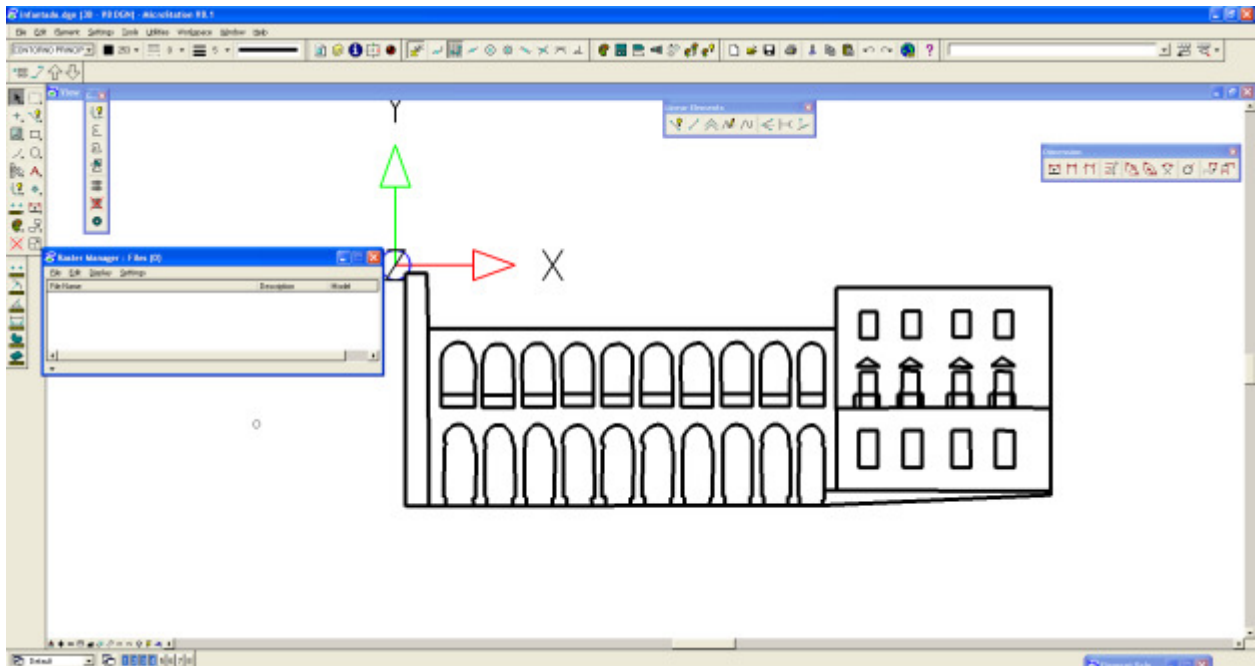


En el fichero con la ortoimagen de fondo se ha dibujado la estructura principal de la fachada. Realizamos primero la delineación del contorno de la fachada, y luego vamos dibujando los detalles interiores.



El resultado final es el que se muestra a continuación

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.



Después se han ido identificando y dibujando cada una de las patologías en diferentes capas.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Zonas en las que la piedra se ha caído y es necesario su reemplazo.

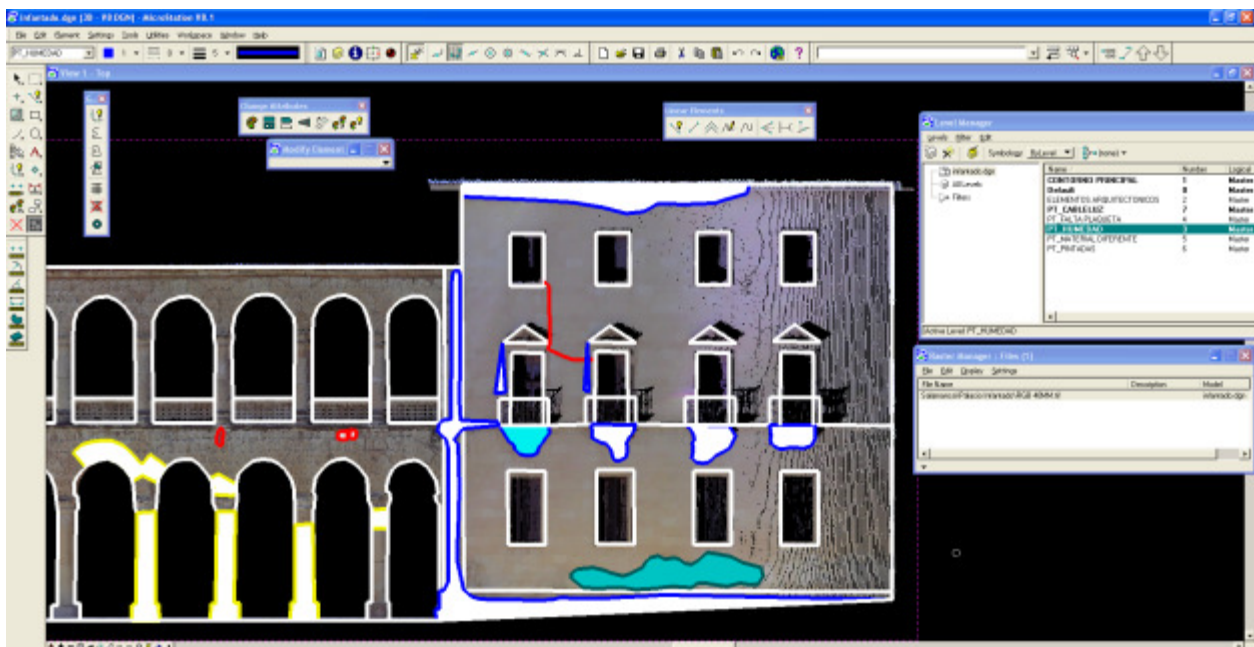
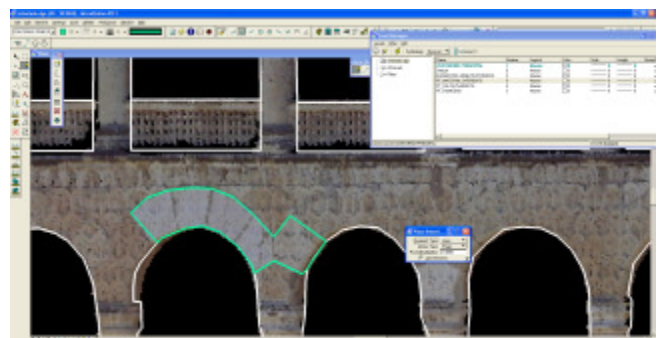
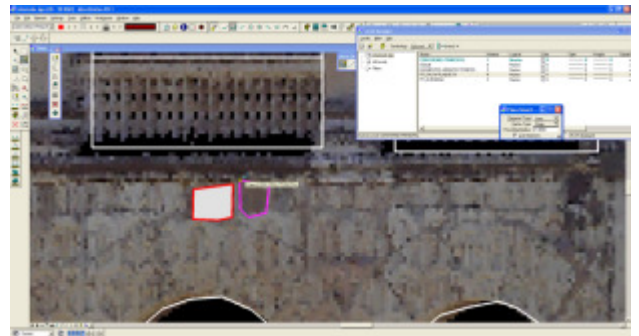
Zonas en la que la plaqueta presenta diferencias con el resto.

Zonas de humedades.

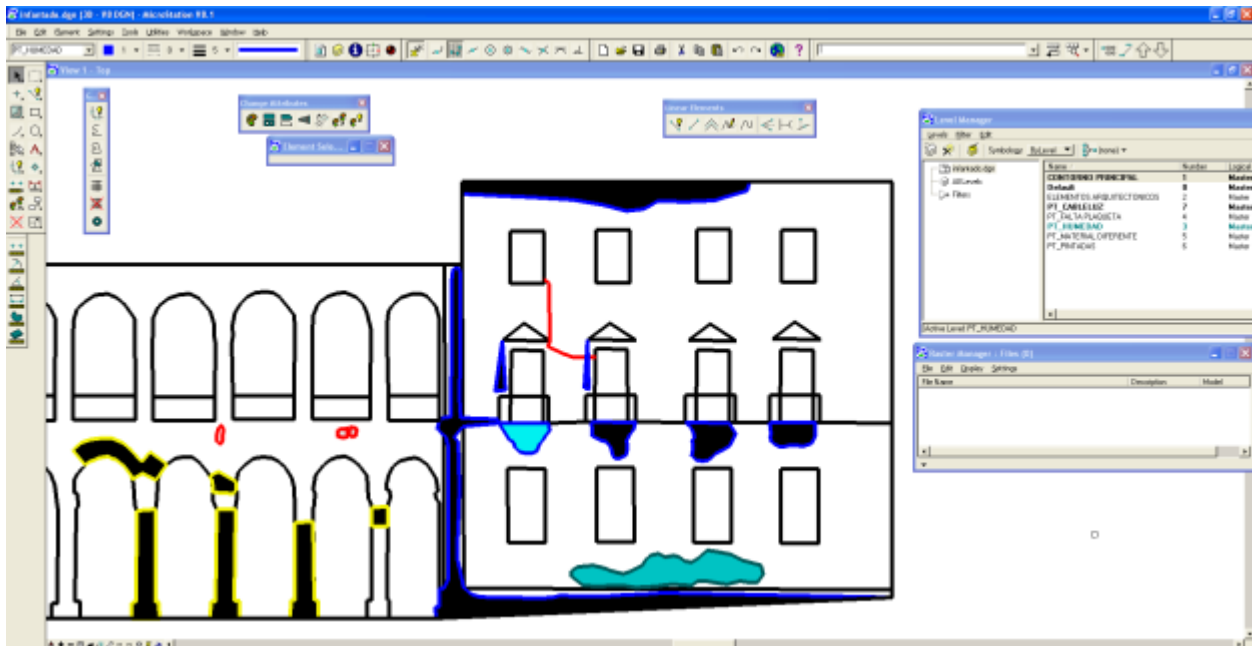
Zonas con desperfectos en la piedra.

Con el fichero terminado y para poder completarlo se ha realizado una visita de campo, donde sobre la salida gráfica a escala se han ido señalando nuevas patologías que se han observado en campo como: Restos de pintadas por actos vandálicos en la fachada que han sido retiradas erosionando la piedra, humedades en los laterales de algunas ventanas, falta de algunas piedras,...

El resultado final del fichero digital con la caracterización de patologías por el método clásico es el que se muestra a continuación.



CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.



Este fichero final es que se ha comparado con los ficheros raster de clasificación de datos para establecer una medida real de la calidad final de la clasificación.

10 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS POR COMPARACIÓN CON LA REALIDAD

El objetivo de todo el proyecto es conseguir avances en la caracterización patológica de fachadas históricas a través de sensores láser, multiespectrales y térmicos, pero como hemos visto todos los sistemas de evaluación de los resultados obtenidos se basan en el análisis de los resultados estadísticos de la clasificación de píxel.

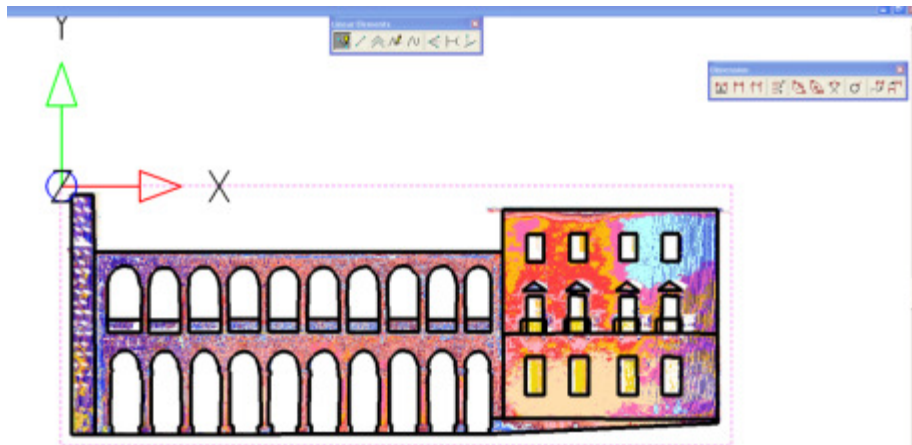
Es evidente que hasta disponer de una metodología fiable que permita la automatización de todo el proceso es necesario la intervención humana. En nuestro caso lo que hemos hecho para evaluar la calidad real de los procesos de clasificación es compara las salidas gráficas de patologías obtenidas con cada uno de los algoritmos, con una digitalización gráfica de las patologías realizada sobre la ortofoto ayudándonos de los trabajos de campo, fotografías de detalles y posteriores inspecciones oculares.

Este procedimiento no puede entenderse como una metodología habitual de trabajo en la documentación de patologías, pero es necesario para comparar los resultados finales con una realidad comprobada, y de esa forma evaluar la validez del método.

Partimos de los ficheros delineados en la fase anterior. De todos ellos nos quedamos con los que a priori han mostrado unos mejores resultados teóricos.

Para obtener el fichero base de comparación se han cargado sobre MicroStation la ortoimagen y sobre ella se ha ido dibujando cada una de las patologías detectadas. Se ha realizado una salida gráfica a escala de este fichero y se ha vuelto a campo acompañado de un experto en patologías para incluir sobre el todos los detalles que él incluiría en la caracterización patológica de la fachada. (Este procedimiento solo se ha podido realizar en el Palacio del Infantado, para el Templo de Diana se ha completado con las fotografías de que se disponía).

Para este estudio comparativo se ha tomado como base real el dibujo realizado sobre la ortofotografía original, donde aparecen el contorno principal de la construcción y las patologías que se pueden extraer del a imagen al que se le han añadido las capas de patologías obtenidas mediante los trabajos de revisión de campo.



Estos datos han sido comparados con los que presentan mejores resultados en base a los parámetros de calidad establecidos habitualmente en cuanto al estudio de sus matrices de confusión y Kappa.

Estos algoritmos son:

Clasificación no supervisada K-MEAN

Clasificación no supervisada FUZZY K-MEAN

Clasificación supervisada MÁXIMA PROBABILIDAD

Clasificación supervisada MÍNIMA DISTANCIA

Clasificación supervisada PARALEPÍEDOS CON TIE BREAK

10.1 Zonas donde existe desprendimiento de plaquetas

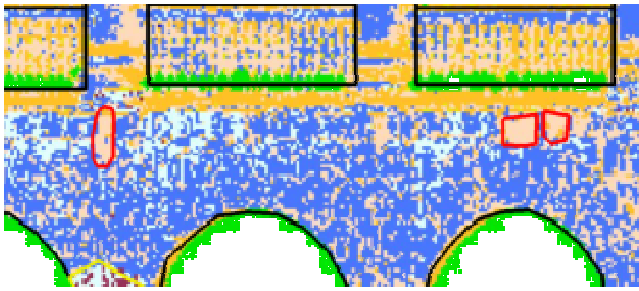
Indicación de los daños en color rojo

En este caso parte de las plaquetas del paramento vertical han caído dejando al descubierto el mortero original. Se indican con unos círculos de color rojo las zonas dañadas



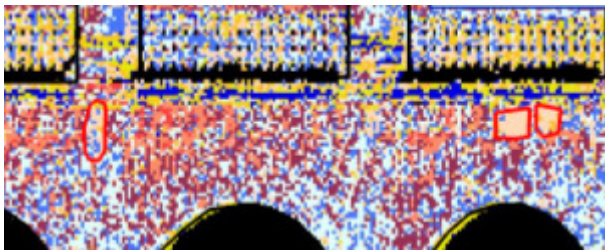
Clasificación no supervisada K-MEAN

Presenta muy buenos resultados, destacando claramente las zonas donde existe falta de plaqueta y diferenciándolas del resto.



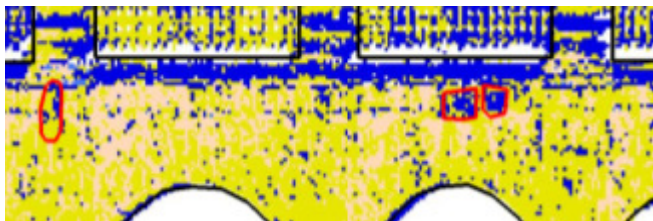
Clasificación no supervisada FUZZY K-MEAN

Identificación regular de los daños. Aparecen zonas marcadas pero no consigue clasificar todos los daños dentro del mismo grupo.



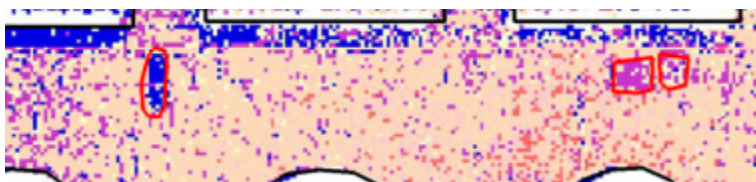
Clasificación no supervisada ISODATA

Identificación Regular de los daños, aunque mantiene un conjunto homogéneo no termina de completar el conjunto y presenta colores similares en otras zonas.



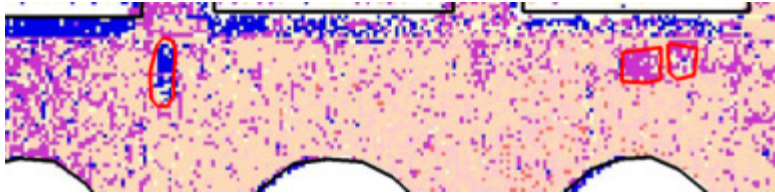
Clasificación supervisada MÁXIMA PROBABILIDAD

Buena identificación y conjuntos cerrados aunque no consigue identificar las tres zonas de daños en el mismo conjunto.



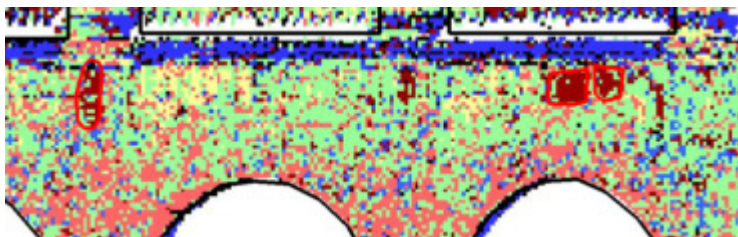
Clasificación supervisada MÍNIMA DISTANCIA

Resultados similares al caso anterior.



Clasificación supervisada PARALEPÍPEDOS CON TIE BREAK

Muestra una mejora evidente respecto a la clasificación por máxima probabilidad y consigue crear zonas claramente diferenciadas.



10.2 Cambio de material o estado de conservación de la piedra

Indicación de los daños en color amarillo

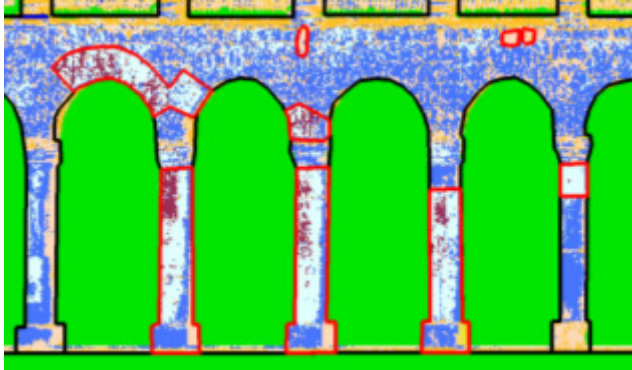
En este caso por motivos desconocidos bloques completos de piedra presentan unas diferencias de color significativas con el resto, lo que debería analizarse para conocer los motivos que producen ese desgaste diferenciado.



Clasificación no supervisada K-MEAN

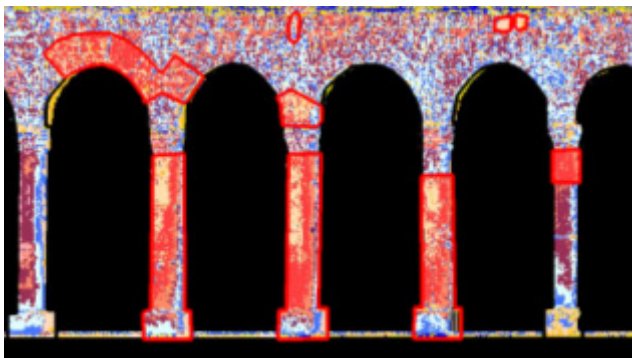
CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Buena clasificación, identifica claramente respecto al resto de materiales, aunque se mezcla con otra capa, esta no aparece representada en ninguna otra zona así que solamente sería necesario agrupar ambas capas para obtener un resultado único.



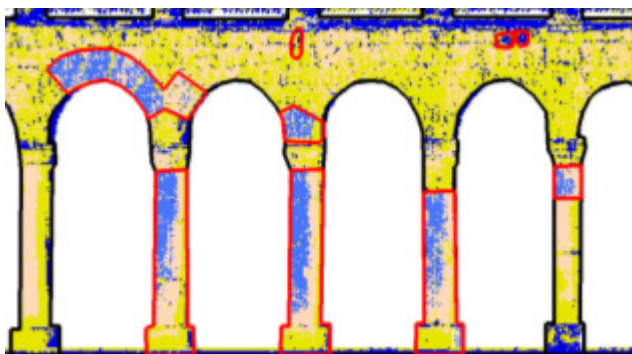
Clasificación no supervisada FUZZY K-MEAN

Buena clasificación, identifica correctamente las zonas, aunque aparecen otros grupos dentro.



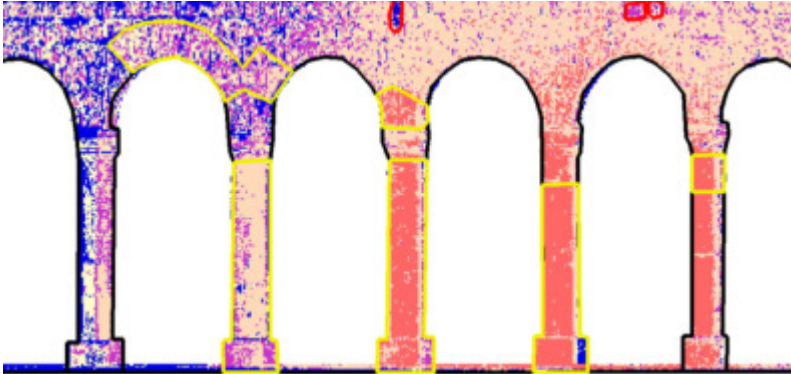
Clasificación no supervisada ISODATA

Buena clasificación, se ven claramente identificadas las zonas.



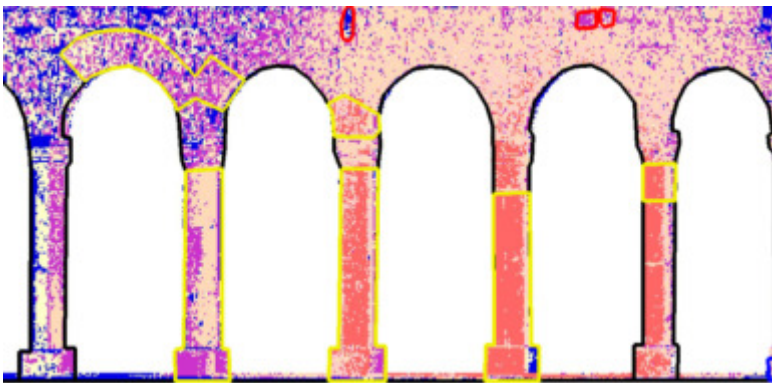
Clasificación supervisada MÁXIMA PROBABILIDAD

Buena clasificación identifica varias zonas correctamente, sin embargo no es capaz de identificar todas.



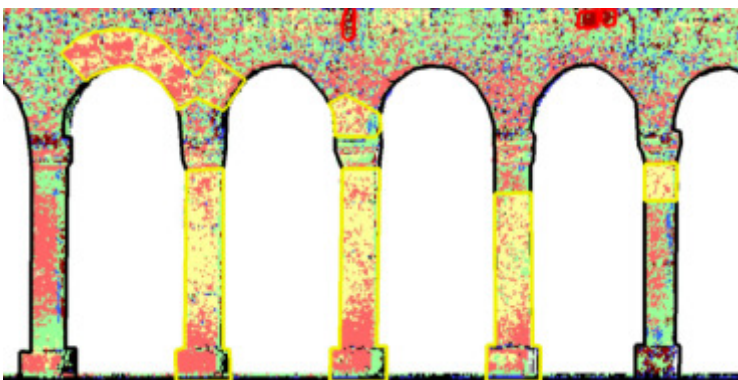
Clasificación supervisada MÍNIMA DISTANCIA

Presenta el mismo comportamiento que el algoritmo de máxima probabilidad.



Clasificación supervisada PARALEPÍPEDOS CON TIE BREAK

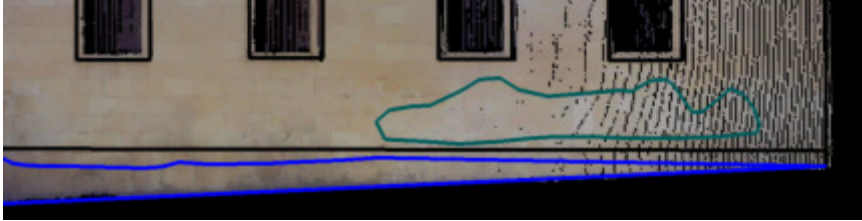
Identifica las zonas, aunque no termina de formar conjuntos homogéneos.



10.3 Zonas donde existen daños de vandalismo por pintadas

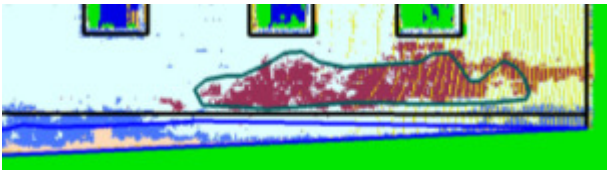
Indicación de los daños en color verde

Existe una zona de la fachada donde aparecen restos de una pintada que ha sido eliminada. A primera vista no se nota en las imágenes, pero sí que es posible apreciarla en la visita a campo, aunque no destaca.



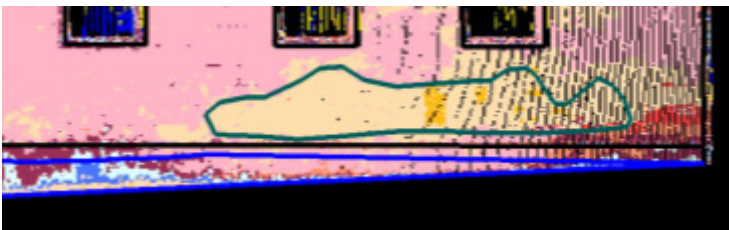
Clasificación no supervisada K-MEAN

Identificación correcta. Aparece claramente diferenciada la zona de la pintura.



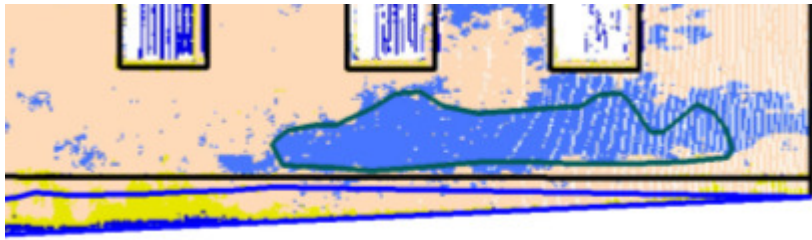
Clasificación no supervisada FUZZY K-MEAN

Identificación correcta. Se ve claramente la zona afectada.



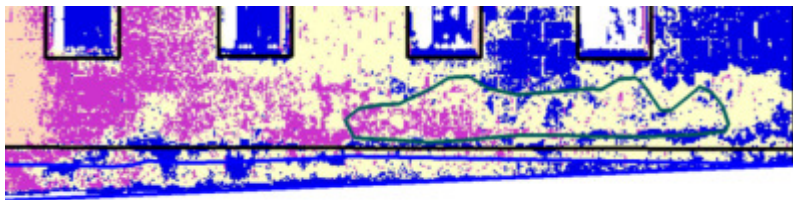
Clasificación no supervisada ISODATA

Buen nivel de identificación, muestra las zonas formando un conjunto homogéneo.



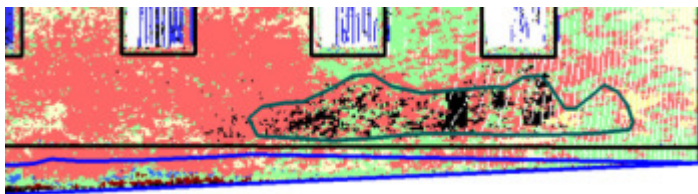
Clasificación supervisada MÍNIMA DISTANCIA

Mantiene el mismo comportamiento que el caso anterior



Clasificación supervisada PARALEPÍEDOS CON TIE BREAK

Bajo nivel de identificación. Muestras algunos conjuntos dispersos pero no llega a formar un área homogénea, ni ocupa la zona por completo.



10.4 Zonas de humedad por escorrentía

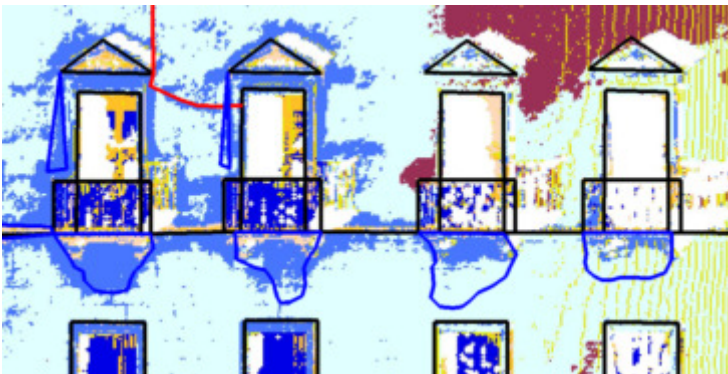
Indicación de los daños en color azul.

Existen diversas zonas en la fachada en las que por defectos en el sistema de canalización de las aguas pluviales, o por ausencia de este y falta de mantenimiento en la fachada están apareciendo humedades que en las que además empieza a aparecer cubierta vegetal.



Clasificación no supervisada K-MEAN

Buena identificación. No termina de marcar al completo toda la zona afectada pero sí que indica todas las zonas.



Clasificación no supervisada FUZZY K-MEAN

Buena identificación.



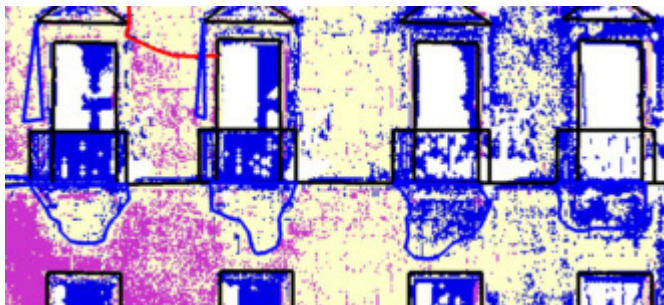
Clasificación no supervisada ISODATA

Mala identificación. Consigue marcar parte de las zonas, pero no las completa.



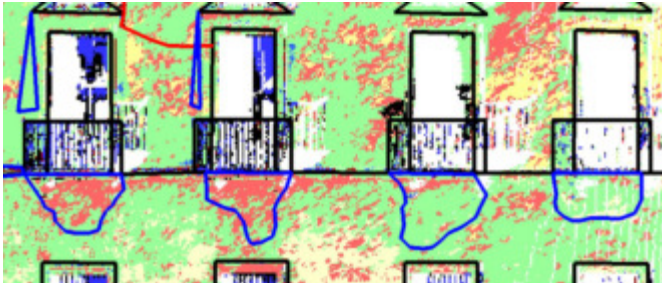
Clasificación supervisada MÍNIMA DISTANCIA

Se comportar igual que el algoritmo anterior, mala clasificación.



Clasificación supervisada PARALEPÍEDOS CON TIE BREAK

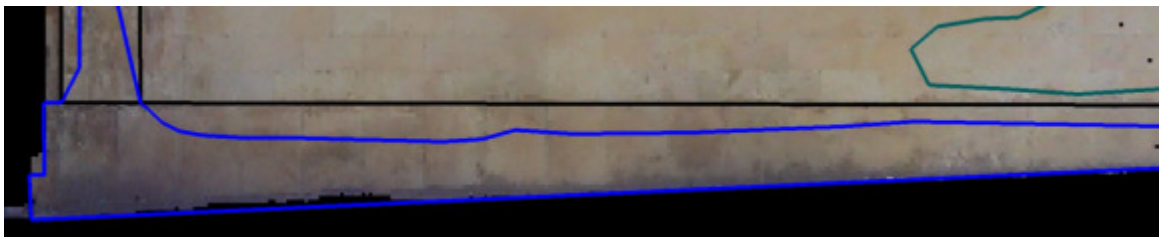
Regular. Consigue identificar las zonas más afectadas, pero marcar algunas zonas que aparentemente no están afectadas.



10.5 Zonas de humedad por capilaridad

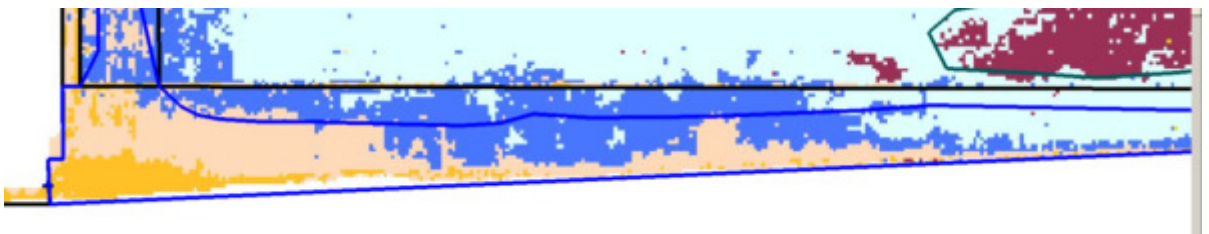
Indicación de los daños en color azul

Existen zonas de humedad por capilaridad. Está afectada toda la parte en contacto con el suelo de la zona Oeste de la fachada.



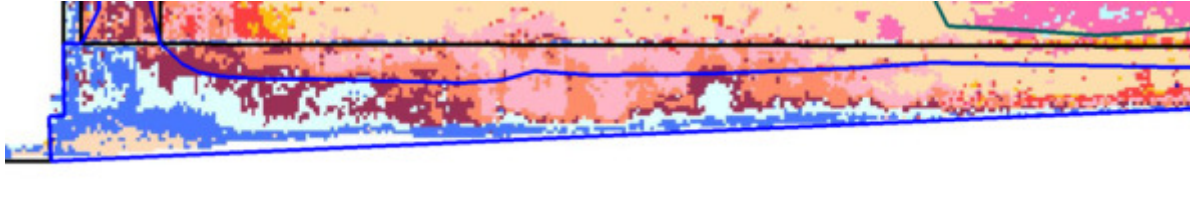
Clasificación no supervisada K-MEAN

Buena identificación. Consigue marcar la zona más afectada, y genera otro grupo para la zona menos afectada.



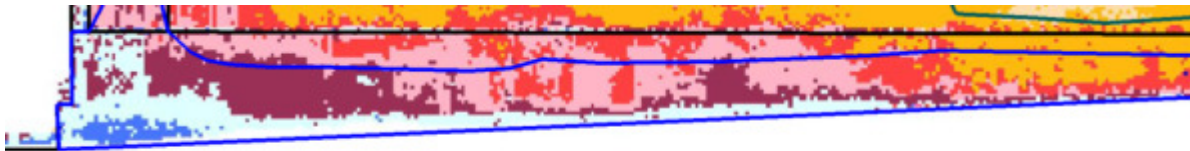
Clasificación no supervisada FUZZY K-MEAN

Buena identificación aunque algo pero que el algoritmo anterior, también genera dos zonas.



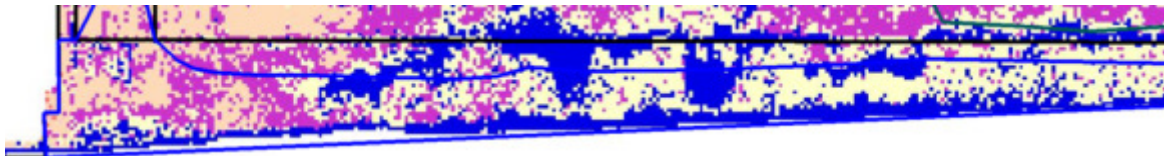
Clasificación no supervisada ISODATA

Buena clasificación, es capaz de identificar las zonas afectadas, aunque genera un exceso de grupos.



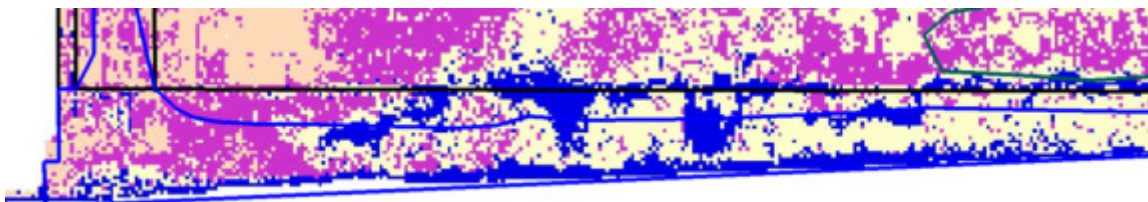
Clasificación supervisada MÁXIMA PROBABILIDAD

Regular, identifica alguna zona pero no realiza una clasificación válida.



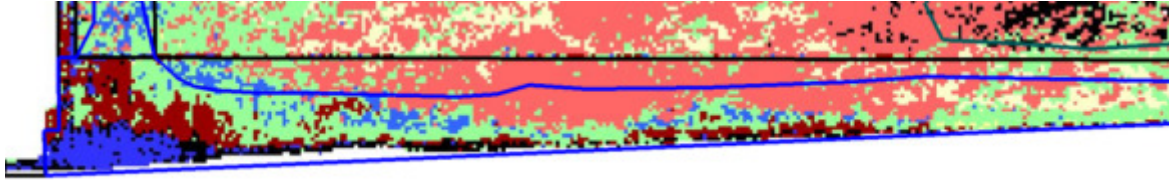
Clasificación supervisada MÍNIMA DISTANCIA

No realiza una clasificación válida.



Clasificación supervisada PARALEPÍEDOS CON TIE BREAK

Regular, marca las zonas más afectadas pero no realiza una clasificación válida.



10.6 Zonas donde existen elementos ajenos a la fachada

Indicación del cable en color rojo

Existe un cable, que cale por una de las ventanas y recorre parte de la fachada, este cable aunque no es una patología de la fachada, es un elemento que evidentemente debería desaparecer.



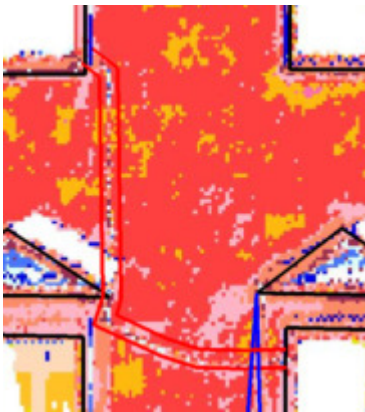
Clasificación no supervisada K-MEAN

Identifica algo pero no consigue una buena clasificación. No válido.



Clasificación no supervisada FUZZY K-MEAN

Identifica una línea que no sabe en qué grupo situar y le asigna varios. Se ve la existencia de un elemento extraño, pero no llega a clasificarlo en un único grupo. Regular.



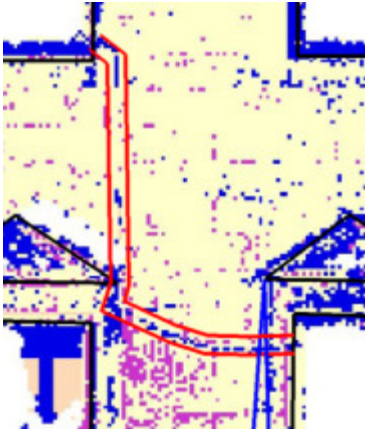
Clasificación no supervisada ISODATA

Casi consigue generar un conjunto único y continuo. Probablemente con mayor resolución o con elementos mayores sí que lo logre.



Clasificación supervisada MÁXIMA PROBABILIDAD

No consigue una buena clasificación, pese a que en alguna zona queda identificado.



Clasificación supervisada MÍNIMA DISTANCIA

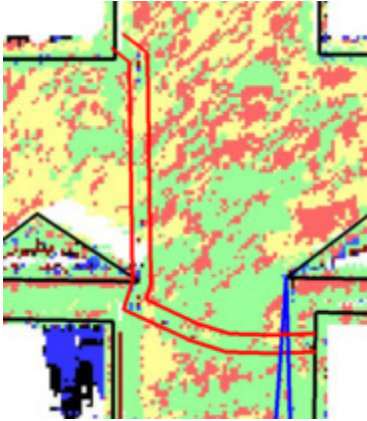
Consigue un resultado algo mejor que en el caso anterior, pero no termina de identificarlo.



CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Clasificación supervisada PARALEPÍEDOS CON TIE BREAK

No es capaz de identificar ningún elemento.



Los resultados obtenidos en la clasificación de datos en el Templo de Diana son similares, como se puede observar en el anexo de datos.

ALGORITMO DE DETECCIÓN	PATOLOGÍA						
	FALTA DE PLAQUETAS.	MATERIAL CON DIFERENTE DESGASTE	VANDALISMO POR PINTADAS	HUMEDAD POR ESCORRENTÍA	HUMEDAD POR CAPILARIDAD	ELEMENTO AJENOS A LA FACHADA	CAPACIDAD GENERAL DE CLASIFICACIÓN
NO SUPERVISADO K-MEAN	+++	++	+++	+++	+++	+	+++
NO SUPERVISADO FUZZY K-MEAN	0	+	+++	+++	++	+	++
NO SUPERVISADO ISODATA	+	++	+	++	++	++	++
SUPERVISADA MÁXIMA PROBABILIDAD	+	+	0	0	0	0	0
SUPERVISADA MÍNIMA DISTANCIA	+	+	0	0	+	+	+
SUPERVISADA PARALEPÍEDOS	+	0	0	0	0	0	0
SUPERVISADA PARALEPÍEDOS CON MLC TB	++	+	+	+	+	0	+

11 CONCLUSIONES

11.1 Generales

Como primera y más relevante conclusión que debe tenerse en cuenta para futuros trabajos es que las condiciones de toma deben planificarse cuidadosamente con antelación a la toma de datos, pues las circunstancias de la toma condicionan significativamente los resultados finales y la posibilidad de obtener unos resultados concluyentes. Lo que debe tenerse en cuenta especialmente en el empleo de los sensores térmicos, cuyos resultados solo podrán emplearse cuando la toma de datos se haya realizado bajo circunstancias de un entorno controlado.

Como continuación de lo anterior diré, que los equipos de medición actuales han facilitado mucho los trabajos de toma de datos en campo, hasta el punto de que a veces podemos no prestarle la suficiente atención. Esto es lo que nos sucedió en parte durante la toma de datos para este proyecto, en algunos casos se cometieron errores por exceso de puntos que supuso un trabajo extra de borrado y depurado, en otro caso se cometió un error por defecto, ya que el número de puntos resultó insuficiente para la distancia el objeto, y en el caso del sensor RGB la captura de información en el Templo de Diana en unas horas del día poco adecuadas produjeron la pérdida de parte de la información.

Es fundamental que los datos que se van a emplear hayan sido tomados pensando en una análisis posterior automático o semiautomático mediante algoritmos de clasificación con el objeto de poder generar conjuntos de datos representativos de patologías o materiales.

En el desarrollo de este proyecto ha quedado demostrado que los parámetros habituales para la documentación de edificios, e incluso los condicionantes más exigentes en la documentación de edificios históricos no son suficientes cuando esos datos se han de emplear en la caracterización de patologías.

Las precisiones no son un condicionante importante, ya que no es necesario conocer milimétricamente la definición geométrica de la patología, pero el tamaño de pixel que se emplea resulta fundamental. En una toma de datos con láser habitual un punto cada dos o tres

centímetros puede resultar suficiente, pero cuando necesitamos realizar un tratamiento estadístico de los datos para formar grupos homogéneos, que en algunos casos tienen una superficie inferior a cien centímetros cuadrados, es necesario tener una cantidad de puntos suficientes de forma que el análisis estadístico y automático de los datos entienda ese elemento como un conjunto de datos.

Como hemos visto a la hora de generar las ortoimágenes se toma como base la nube de puntos, a la que añadimos la información del color procedente del sensor, o la intensidad capturada por el láser, pero que si no tiene una densidad de puntos suficiente, no va a permitir generar un ortoimagen válida para su análisis.

Ha sucedido también que han quedado zonas de sombra de escaneado, este hecho que puede ser tolerable en documentación pero que impiden el posterior análisis de zonas que precisamente por estar ocultas presentan mayores patologías.

11.2 Internas del estudio

Centrándonos en los sistemas de clasificación para la detección de patologías, a partir de los datos del apartado 10 y la tabla resumen del mismo apartado, podemos ver que los algoritmos de clasificación no supervisados obtienen un índice de acierto en el estudio comparativo con la realidad bastante alto y por encima de lo esperado.

Especialmente el algoritmo K-Mean muestra unos resultados por encima de los que en principio se esperaba. El número de clases inicial se ha establecido en todos los casos a partir de criterios visuales. Esto puede resultar válido en el caso de trabajos con un número pequeño de clases pero para imágenes más complicadas se recomienda comenzar el estudio con un amplio número de clases e ir reduciendo su apoyándose en los resultados obtenidos por las zonas de entrenamiento en los procedimientos de clasificación supervisada.

Si dos zonas de entrenamiento, diferentes a priori o que deseamos conformen dos clases independientes, no conseguimos que dispongan de una firma espectral suficientemente diferenciada entre si debemos de aportar nuevos canales de información o desistir de su

separación de clase. Pues como hemos visto con indicadores de divergencia transformada por debajo de 1,7 la clasificación resulta ineficaz. Este análisis nos permite elegir un número de clases acorde con la información de que disponemos.

Las clasificaciones supervisadas, al contrario de lo esperado presentas unas agrupaciones peor de lo esperado. Se han tenido que realizar pruebas y modificar el número de clúster y el criterio de selección en varias ocasiones sin conseguir los resultados esperados.

En firmas espectrales con una divergencia transformada (DT) por debajo de 1,8 se producen confusiones. Haciendo las primeras pruebas se llegó a establecer firmas por diferentes grados de intensidad patológica como humedad de poca intensidad, media y alta, con clases cuya DT estaba en el entorno del 0,7 y se obtuvieron resultados bastante malos con grupos formados por agrupación de 10 o 20 pixel.

En cuanto a los sensores y después de las numerosas pruebas y clasificaciones, ha resultado claro que la capacidad para la detección de patologías de las capas pertenecientes al espectro visible (RGB) no es suficiente mente alta como para el empleo como único elemento clasificador. El apoyo del canal infrarrojo resulta determinante, e incluso como en el caso del Templo de Diana es posible obtener buenas clasificaciones solamente a partir de la información infrarroja. De esto se abre un amplio campo de estudio en la posibilidad de emplear varios haces con diferentes longitudes de onda dentro del espectro infrarrojo, especialmente para su empleo desde dispositivos móviles y bajo circunstancias de trabajo que resultarían imposibles para otro tipo de sensores, como trabajos en circunstancias de baja iluminación.

El canal infrarrojo ha resultado determinando en la identificación de patologías relacionadas con el agua. No solo muestra una capa buena respuesta en la detección de humedades, además identifica zonas donde la plaqueta del paramento vertical ha caído y deja al descubierto el mortero de sujeción, gracias a la diferente capacidad de cada uno de estos materiales para absorber la humedad. Esto hace que la información del canal infrarrojo pueda detectar, como en el caso del Palacio del Infantado, zonas donde se realizaron pintadas vandálicas, pese a que estas hayan sido borradas, las diferente capacidad para absorber la humedad ambiental que le

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

confiere a la piedra la pintura con la que se realizó la pintada como el producto usado para borrarla producen que el canal infrarrojo detecte fácilmente alteraciones en la zona.

12 DESARROLLOS FUTUROS

Hasta ahora no se había podido disponer de sistemas precisos, manejables y de precio “razonable” para la captura de datos con láser escáner a distancias medias (20-70 metros). Como se ha podido comprobar al ver las diferencias entre los dos modelos FARO, el rápido avance en cuanto a capacidad de los equipos y precios de acceso está favoreciendo la incorporación de estos sistemas a la detección de patologías y otros campos de aplicación. Hace tiempo que los sensores RGB tuvieron esta revolución, mejorando espectacularmente sus prestaciones y con importantes ajustes de precio.

Ahora queda esperar que esta evolución se cumpla en el sector de las cámaras de infrarrojo térmico. Actualmente no están a la altura del resto de sensores empleados y su aplicación se ve limitada por la altísima dependencia de las condiciones de toma. Sus resultados son estéticamente espectaculares y parece que tiene un futuro muy importante pero todavía se encuentra al comienzo de un largo recorrido, que al tiempo que aumente su resolución permita asegurar su precisión y estabilidad para poder tomarse en consideración dentro del apartado de datos técnicos.

El establecimiento de sistemas metodológicos y de control, aunque sean en estado experimental, es necesario. Cada día se van aplicando nuevas técnicas o creando combinaciones destinadas en muchos casos a la gestión eficiente de los recursos de que se dispone, y tratando de conseguir con ello menores costes de producción. A veces estas técnicas no están contrastadas ni tienen un patrón de trabajo definido lo que produce que se obtengan resultados que solo son válidos bajo las circunstancias de toma en las que se realizaron. Es necesario estar preparado con los medios de control adecuados para el desembarco tecnológico de los láser escáner montados sobre dispositivos móviles, sistemas aéreos no tripulados con cámaras térmicas, cámara convencional, multiespectrales,... Siempre surgirán aplicaciones diferentes del uso para el que fueron concebidos y los sistemas de control de calidad deberán desarrollarse con la misma celeridad.

Sería interesante experimentar con otro tipo de sensores y longitudes de onda, que se están empleando en otros campos y que pueden transmitir valiosa información, por ejemplo:

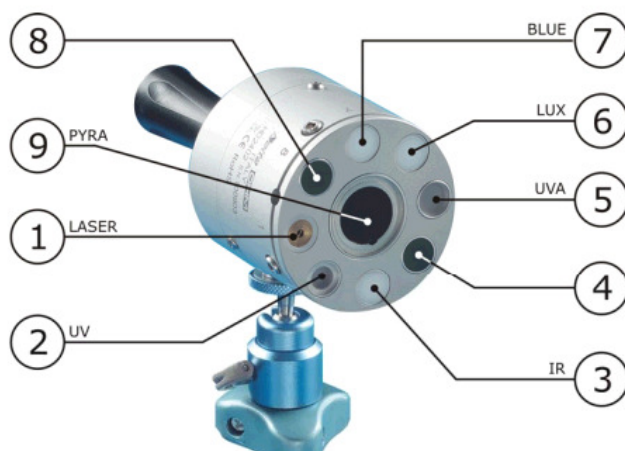
Rayos X.

Rayos Gamma.

Ondas de radio

Por último y como cierre de este proyecto, me gustaría dejar lanzada la posibilidad de experimentar con sensores como el que se muestran a continuación para realizar ensayos y modelar sus datos en aplicaciones de edificación e ingeniería.

Fotoradiómetro / Dosímetro R.O.A.



Medición de la iluminancia en el campo espectral 380÷780 nm

0 ÷ 399.9 lux
0 ÷ 3.999 • 103 lux
0 ÷ 39.99 • 103 lux
0 ÷ 399.9 • 103 lux

Medición de la radiación UV en el campo espectral 220÷400 nm con ponderación espectral $S(\lambda)$

0 ÷ 39.99 • 10⁻³ W/m²
0 ÷ 399.9 • 10⁻³ W/m²
0 ÷ 3.999 W/m²
0 ÷ 39.99 W/m²

Medición de la radiación ultravioleta en el campo espectral UVA (315÷400 nm)

0 ÷ 399.9 W/m²
0 ÷ 3.999 • 103 W/m²
0 ÷ 39.99 • 103 W/m²
0 ÷ 399.9 • 103 W/m²

Medición de la radiación en el campo espectral 400÷700 nm (azul) con ponderación espectral $B(\lambda)$

0 ÷ 399.9 • 10⁻³ W/m²
0 ÷ 3.999 W/m²
0 ÷ 39.99 W/m²

0 ÷ 399.9 W/m²

Medición de la radiación en el infrarrojo, campo espectral 700÷1300 nm, con ponderación espectral $R(\lambda)$

0 ÷ 399.9 W/m²

0 ÷ 3.999 • 10³ W/m²

0 ÷ 39.99 • 10³ W/m²

0 ÷ 399.9 • 10³ W/m²

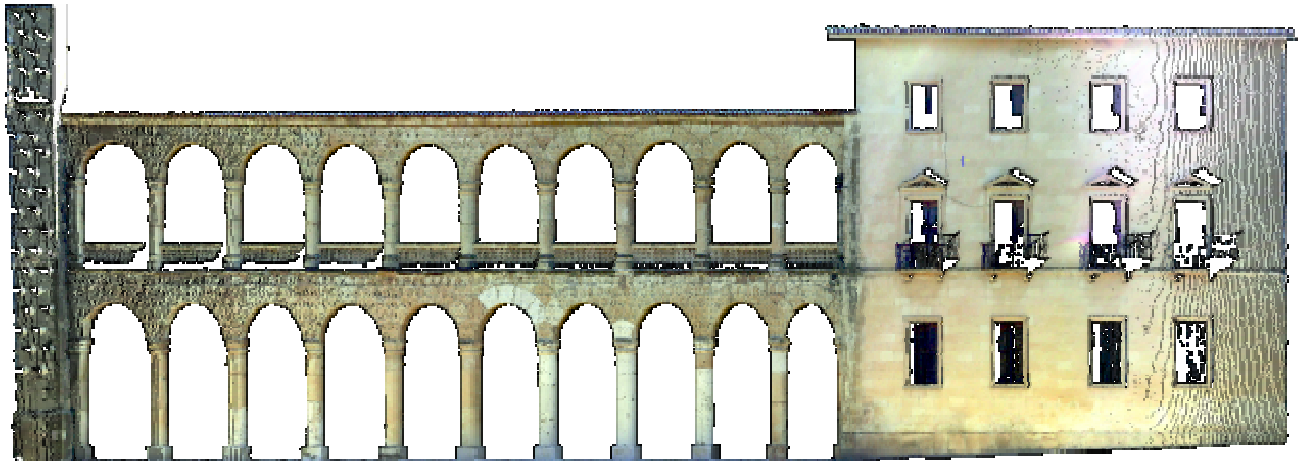
Medición de la radiación en el infrarrojo, campo espectral 400÷2800 nm

0 ÷ 3.999 • 10³ W/m²

13 ANEXO DE RESULTADOS PARA CADA ALGORITMO DE CLASIFICACIÓN

13.1 Palacio del Infantado

13.1.1 Datos de partida



CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

13.1.2 Clasificación RGB no supervisada. K-Mean.

Parámetros de entrada:

He fijado el número de clases inicial K en 8 tipos. Número de iteraciones 36.

Umbral mínimo, por defecto 0.01

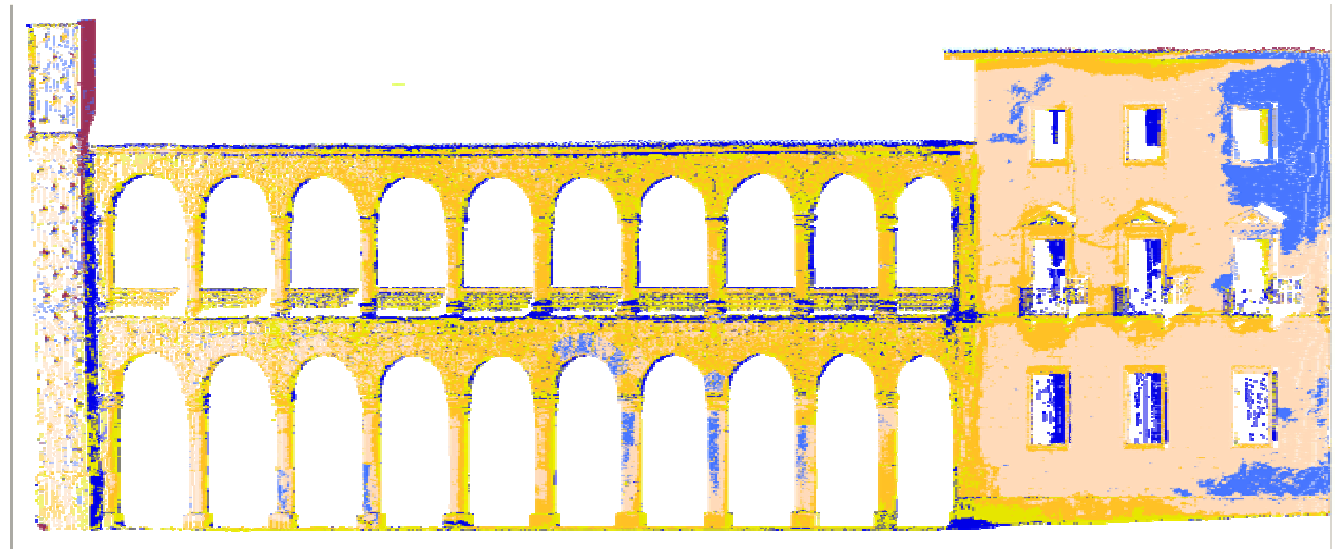
Tamaño máximo de la muestra: 850.000.

Classification Algorithm: K-Means Unsupervised
Classification Input Channels: 1,2,3
Classification Result Channel: 5
Number of Clusters: 8

Cluster Pixels Mean Std Dev :

(1)	446085	0.04138	1.04707
	0.02722	0.71173	
	0.04155	1.08257	
(2)	29106	63.40339	13.51964
	52.88195	11.82022	
	57.91232	13.17135	
(3)	49659	94.22115	10.90408
	85.55732	8.91136	
	85.05447	11.95276	
(4)	87505	119.04197	8.68089
	110.95632	7.01055	
	106.81038	9.96126	
(7)	1513	121.18837	25.72889
	142.19233	27.14015	
	228.60740	21.97263	
(5)	133259	138.59685	8.84494
	131.26093	6.70751	
	129.15165	9.33194	
(6)	37777	152.66069	8.17641
	145.88011	8.06046	
	164.05366	13.47437	
(8)	2989	236.18568	21.65676
	240.96119	17.81947	
	243.12947	17.91634	

Total 787893



CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

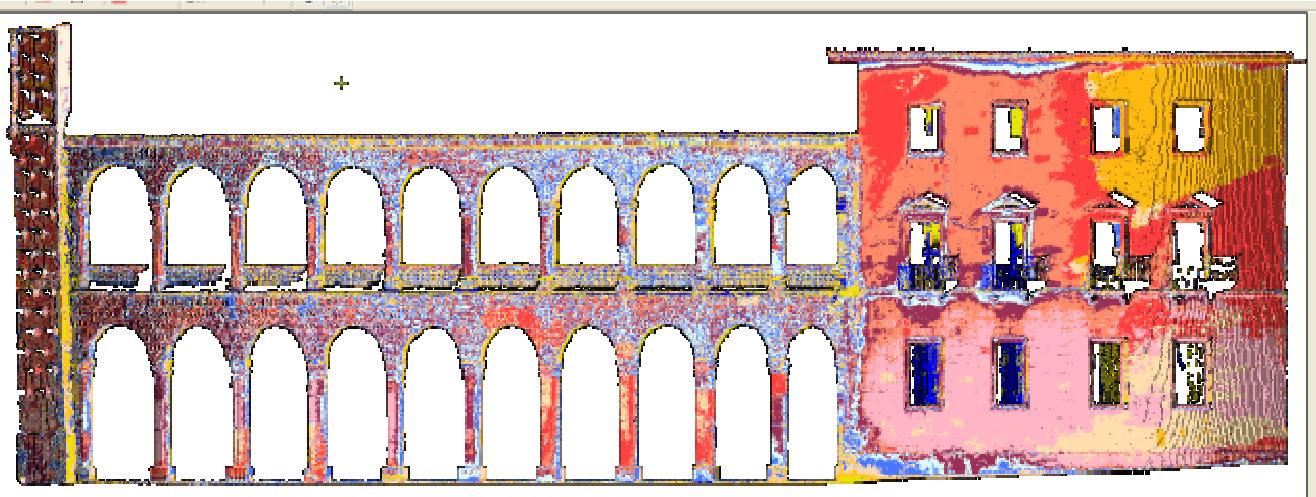
13.1.3 Clasificación RGB no supervisada. Fuzzy K-Mean.

Classification Algorithm: Fuzzy K-Means Unsupervised
Classification Input Channels: 1,2,3
Classification Result Channel: 7

Number of Clusters: 8

Cluster	Pixels	Mean	Std Dev :
(1)	446097	0.04221	1.05950
		0.02782	0.72141
		0.04246	1.09780
(2)	29328	63.53021	13.53088
		53.02063	11.84700
		58.04671	13.22389
(3)	48194	93.97222	10.74354
		85.31560	8.72097
		84.87264	11.90581
(4)	76072	117.43481	8.35676
		109.25087	6.44103
		105.03485	9.63477
(5)	94938	134.18601	7.91591
		126.64208	5.35761
		123.54842	7.66143
(6)	64829	145.08467	8.26969
		138.43067	6.31602
		139.19070	9.15267
(7)	25411	152.87596	12.12135
		146.90122	9.99788
		175.62780	16.07376
(8)	3024	235.12467	23.35546
		240.35218	18.58471
		243.76786	17.30304

Total 787893



CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

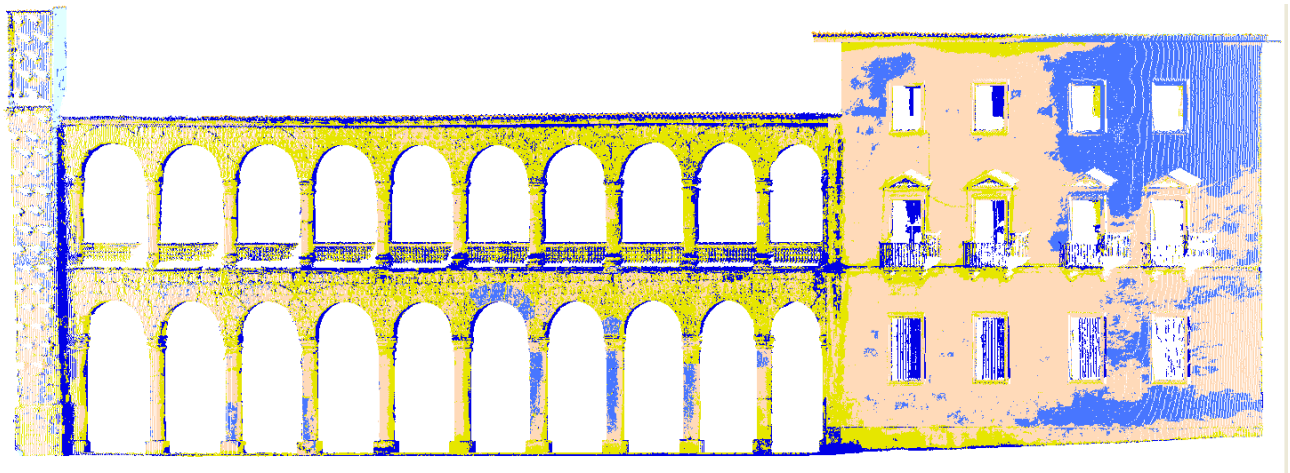
13.1.4 Clasificación RGB no supervisada. ISODATA

Classification Algorithm: Isodata Unsupervised
Classification Input Channels: 1,2,3,4
Classification Result Channel: 11

Number of Clusters: 7

Cluster	Pixels	Mean	Std Dev :
(1)	404600	0.00625	0.53275
		0.00518	0.44505
		0.00829	0.71699
		0.01490	1.13020
(2)	41921	0.75234	4.72657
		0.52103	3.35319
		0.73899	4.75041
		213.33327	20.34062
(3)	45583	71.46434	15.25851
		61.58849	14.42885
		65.52704	15.71738
		209.86945	25.86419
(4)	97081	110.61538	11.44230
		102.23519	10.04377
		98.74661	11.89902
		227.09771	12.11512
(5)	154321	136.69727	9.49930
		129.30250	7.66097
		126.80867	10.10374
		226.44097	8.68263
(6)	41252	151.01120	11.17931
		145.17575	9.21580
		165.19943	18.06988
		220.62666	15.28745
(7)	3135	232.91196	25.90610
		238.57448	20.51677
		243.45837	17.77022
		221.30654	24.49158

Total 787893



CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

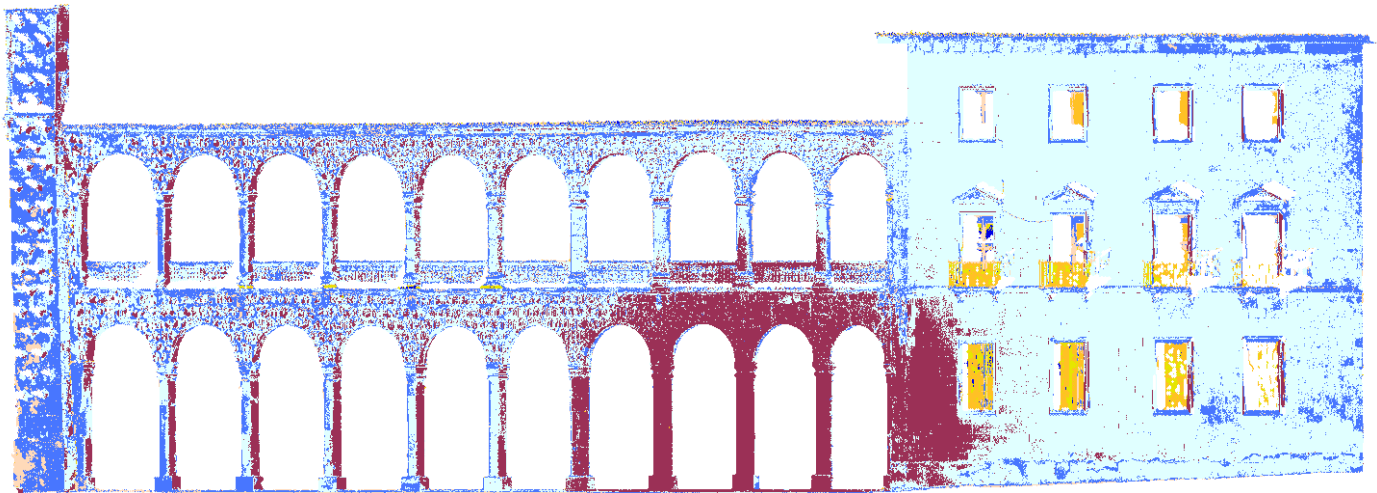
13.1.5 Clasificación infrarrojo no supervisada. K-Mean.

Classification Algorithm: K-Means Unsupervised
Classification Input Channels: 4
Classification Result Channel: 9

Number of Clusters: 8

Cluster	Pixels	Mean	Std Dev :
(1)	404528	0.00000	0.00100
(2)	525	90.47238	15.64370
(3)	2459	134.11671	7.50322
(4)	6561	152.93157	7.86952
(5)	9324	195.86326	7.16978
(6)	67841	213.34892	3.95127
(7)	233727	224.49649	3.51262
(8)	62928	240.76101	6.44149

Total 787893



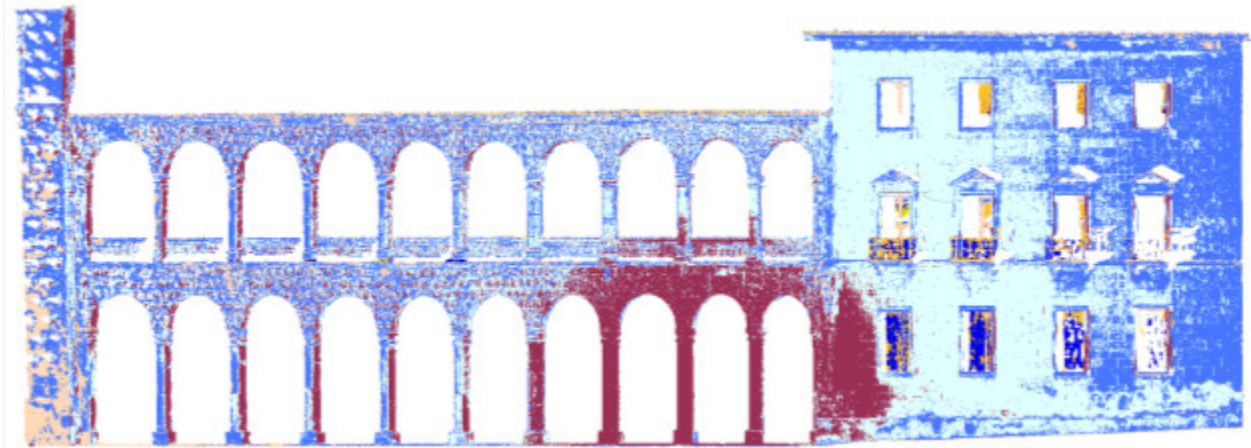
13.1.6 Clasificación infrarrojo no supervisada. Fuzzy K-Mean.

Classification Algorithm: Fuzzy K-Means Unsupervised
Classification Input Channels: 4
Classification Result Channel: 12

Number of Clusters: 8

Cluster	Pixels	Mean	Std Dev :
(1)	404528	0.00000	0.00100
(3)	637	94.74097	16.95771
(2)	5126	141.02439	7.13003
(4)	4391	160.68367	9.21696
(5)	25580	204.04820	6.10495
(6)	131256	218.58129	3.11250
(7)	158868	226.70538	2.81060
(8)	57507	241.49262	6.26026

Total 787893



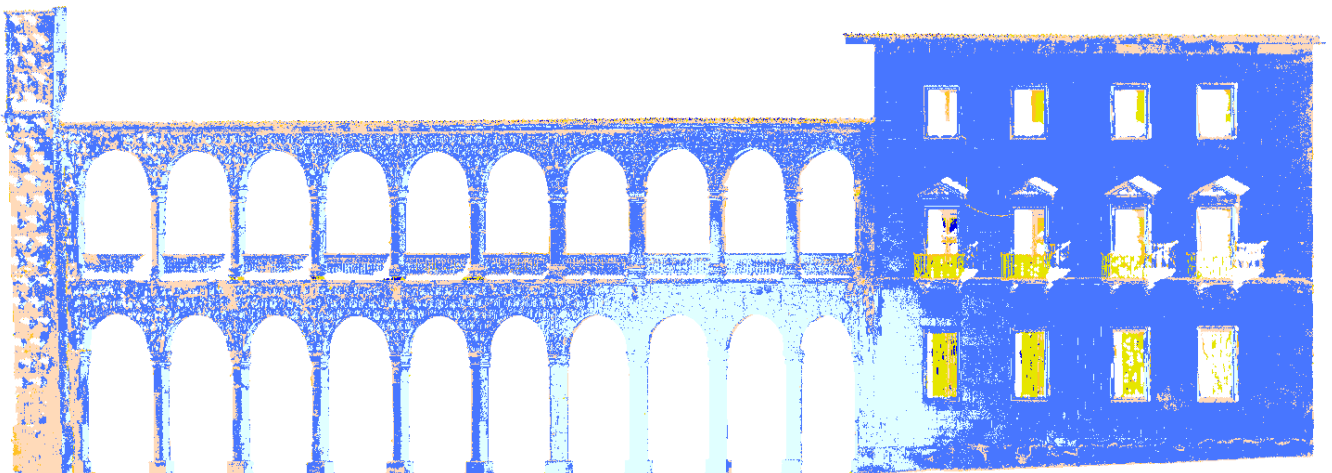
13.1.7 Clasificación infrarrojo no supervisada. ISODATA

Classification Algorithm: Isodata Unsupervised
Classification Input Channels: 4
Classification Result Channel: 11

Number of Clusters: 7

Cluster	Pixels	Mean	Std Dev :
(1)	404532	0.00048	0.15330
(2)	741	98.62078	17.64596
(3)	7814	146.17072	8.41855
(4)	4307	183.24425	10.19331
(5)	55240	210.51112	4.91771
(6)	244922	223.74223	3.63062
(7)	70337	239.83816	6.65999

Total	787893		



CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

13.1.8 Clasificación IR+ RGB no supervisada. K-Mean.

Classification Algorithm: K-Means Unsupervised
Classification Input Channels: 1,2,3,4
Classification Result Channel: 9

Number of Clusters: 10

Cluster	Pixels	Mean	Std Dev :
(1)	404534	0.00000	0.00100
		0.00000	0.00100
		0.00000	0.00100
		0.00115	0.29994
(3)	38758	0.36062	3.24603
		0.24072	2.22234
		0.35951	3.33014
		218.46349	8.56941
(2)	7812	33.08244	24.78205
		27.27048	21.15735
		37.07424	29.23350
		146.64887	16.04704
(4)	28322	68.29027	13.27788
		57.55293	11.62478
		60.36675	13.65331
		216.18141	13.58265
(5)	51172	96.84077	10.65970
		88.30046	8.59211
		87.40688	11.72365
		223.62456	13.79944
(9)	1329	118.39127	25.44406
		140.54251	28.70802
		230.44319	24.03221
		154.07374	44.94994
(6)	87553	120.47127	8.39087
		112.45492	6.74080
		108.21197	9.74877
		228.22517	10.92546
(7)	130256	139.18348	8.79078
		131.90985	6.68787
		129.99524	9.42185
		226.08169	8.20917
(8)	35191	153.08616	8.34281
		146.24125	8.38843
		165.78534	13.36834
		222.26984	6.61489
(10)	2966	236.50067	21.45025
		241.18881	17.74100
		243.27714	17.66354
		224.52798	19.04965

Total 787893



CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

13.1.9 Clasificación IR+ RGB no supervisada. Fuzzy K-Mean.

Classification Algorithm: Fuzzy K-Means Unsupervised
Classification Input Channels: 1,2,3,4
Classification Result Channel: 10

Number of Clusters: 10

Cluster	Pixels	Mean	Std Dev :
(1)	404562	0.00215	0.31319
		0.00177	0.25750
		0.00310	0.43999
		0.00658	0.72753
(2)	41253	0.25351	2.48278
		0.15461	1.60217
		0.24997	2.53956
		213.82329	19.65104
(3)	17058	55.47010	11.64485
		44.95023	10.09680
		53.27108	14.20892
		190.47972	32.48967
(4)	35065	81.85604	10.67777
		72.50851	8.67622
		73.55203	12.93888
		221.45185	12.32989
(5)	48416	105.15433	8.80646
		96.64183	6.43962
		93.89510	10.41334
		225.90175	13.08528
(6)	60900	121.51419	7.26386
		113.36911	5.01591
		108.63036	8.07099
		228.43401	10.87628
(7)	77480	132.91902	6.77989
		126.09741	4.47340
		124.85338	7.76400
		226.45390	8.67381
(8)	72245	145.45029	7.66980
		137.99167	5.79379
		136.09507	9.90107
		225.74621	8.26488
(9)	27893	152.32947	12.03736
		146.35202	10.08858
		173.94059	16.33702
		218.25311	17.40078
(10)	3021	235.18702	23.27187
		240.39821	18.53556
		243.76994	17.27572
		222.76564	22.54314

Total 787893



CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

13.1.10 Clasificación IR + RGB no supervisada. ISODATA

Classification Algorithm: Isodata Unsupervised
 Classification Input Channels: 1,2,3,4
 Classification Result Channel: 10

Number of Clusters: 7

Cluster	Pixels	Mean	Std Dev :
(1)	404600	0.00625	0.53275
		0.00518	0.44505
		0.00829	0.71699
		0.01490	1.13020
(2)	41921	0.75234	4.72657
		0.52103	3.35319
		0.73899	4.75041
		213.33327	20.34062
(3)	45583	71.46434	15.25851
		61.58849	14.42885
		65.52704	15.71738
		209.86945	25.86419
(4)	97081	110.61538	11.44230
		102.23519	10.04377
		98.74661	11.89902
		227.09771	12.11512
(5)	154321	136.69727	9.49930
		129.30250	7.66097
		126.80867	10.10374
		226.44097	8.68263
(6)	41252	151.01120	11.17931
		145.17575	9.21580
		165.19943	18.06988
		220.62666	15.28745
(7)	3135	232.91196	25.90610
		238.57448	20.51677
		243.45837	17.77022
		221.30654	24.49158

Total 787893

Unsupervised Classification

Algorithm:

K-Means

Fuzzy K-Means

IsoData

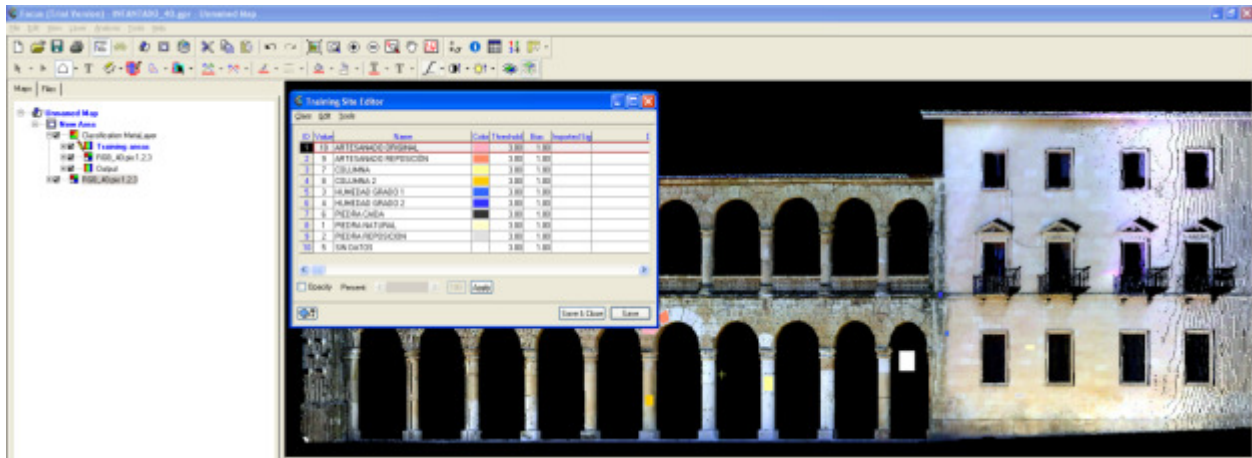
IsoData parameters:

Parameter	Value
Min Clusters	6
Max Clusters	8
Desired Clusters	7
Max Iterations	32
Movement Threshold	0.010000
Min Threshold	5
Standard Deviation	10.000000
Lumping Threshold	1.000000
Max Lump Pairs	5
Background	



CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

13.1.11 Clasificación supervisada RGB. Zonas de entrenamiento



Bhattacharyya Distance | Transformed Divergence

Separability Measure: Bhattacharyya Distance
 Average separability: 1.884790
 Minimum separability: 0.424260
 Maximum separability: 2.000000
 Signature pair with
 Minimum separability: (COLUMNA,ARTESANADO RE

Table display: Matrix Sorted List

Name	PIEDRA NATUR	PIEDRA REPOS	HUMEDAD GRAI	HUMEDAD GRAI	SIN DATOS	PIEDRA CAIDA	COLUMNA	COLUMNA 2	ARTESANADO R
PIEDRA REPOS	1.999999								
HUMEDAD GRAI	2.000000	2.000000							
HUMEDAD GRAI	2.000000	2.000000	2.000000						
SIN DATOS	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000					
PIEDRA CAIDA	2.000000	2.000000	1.999477	1.994636	2.000000				
COLUMNA	1.999999	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000			
COLUMNA 2	1.557252	1.900521	1.712542	1.999981	2.000000	1.941269	1.999052		
ARTESANADO R	1.999962	1.999999	1.999999	2.000000	2.000000	2.000000	0.424260	1.998069	
ARTESANADO O	1.728315	1.968023	1.304670	1.998550	2.000000	1.701576	1.987095	0.613908	1.986358

13.1.12 Algoritmo de clasificación supervisada por máxima probabilidad RGB

Classification Algorithm: Maximum Likelihood
 Classification Input Channels: 1,2,3
 Classification Training Channel: 15
 Classification Result Channel: 16

Name	Code	Pixels	%Image	Thres	Bias
PIEDRA NATURA	1	11550	1.47	3.00	1.00
PIEDRA REPOS	2	3514	0.45	3.00	1.00
HUMEDAD GRADO	3	7381	0.94	3.00	1.00
HUMEDAD GRADO	4	19845	2.52	3.00	1.00
SIN DATOS	5	445251	56.51	3.00	1.00
PIEDRA CAIDA	6	17680	2.24	3.00	1.00
COLUMNA	7	35560	4.51	3.00	1.00
COLUMNA 2	8	51485	6.53	3.00	1.00
ARTESANADO RE	9	54333	6.90	3.00	1.00
ARTESANADO OR	10	141294	17.93	3.00	1.00
NULL	0	0	0.00		
Total		787893	100.00		

CONFUSION MATRIX

____ Areas ____ Percent Pixels Classified by Code ____

Name Code Pixels 1 2 3 4 5 6 7 8 9

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

PIEDRA NATURA	1	90	98.89	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.11	0.00
PIEDRA REPOSI	2	78	0.00	98.72	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
HUMEDAD GRADO	3	36	0.00	0.00	91.67	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
HUMEDAD GRADO	4	45	0.00	0.00	0.00	97.78	0.00	2.22	0.00	0.00	0.00
SIN DATOS	5	638	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00	0.00
PIEDRA CAIDA	6	28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	96.43	0.00	0.00	0.00
COLUMNA	7	273	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	87.91	0.00	12.09	0.00
COLUMNA 2	8	180	2.22	0.00	3.89	0.00	0.00	0.00	0.00	76.67	0.00
ARTESANADO RE	9	216	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	37.04	0.00	62.96
ARTESANADO OR	10	515	0.58	0.00	6.60	0.00	0.00	2.72	0.00	21.94	0.00

Name Code Pixels 10

PIEDRA NATURA	1	90	0.00
PIEDRA REPOSI	2	78	1.28
HUMEDAD GRADO	3	36	8.33
HUMEDAD GRADO	4	45	0.00
SIN DATOS	5	638	0.00
PIEDRA CAIDA	6	28	3.57
COLUMNA	7	273	0.00
COLUMNA 2	8	180	17.22
ARTESANADO RE	9	216	0.00
ARTESANADO OR	10	515	68.16

Average accuracy = 87.92 %

Overall accuracy = 84.47 %

KAPPA COEFFICIENT = 0.81044 Standard Deviation = 0.00945

Confidence Level :

99% 0.81044 +/- 0.02439

95% 0.81044 +/- 0.01853

90% 0.81044 +/- 0.01555

TOTALIZATION REPORT for Training Sites

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: NULL code: 0

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	11454	1.46	1.45
PIEDRA REPOSI	2	3437	0.44	0.44
HUMEDAD GRADO	3	7307	0.93	0.93
HUMEDAD GRADO	4	19801	2.52	2.51
SIN DATOS	5	444613	56.58	56.43
PIEDRA CAIDA	6	17638	2.24	2.24
COLUMNA	7	35240	4.48	4.47
COLUMNA 2	8	51233	6.52	6.50
ARTESANADO RE	9	54164	6.89	6.87
ARTESANADO OR	10	140907	17.93	17.88

Totals 785794 100.00 99.73

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA NATURA code: 1

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	89	98.89	0.01
COLUMNA 2	8	1	1.11	0.00

Totals 90 100.00 0.01

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA REPOSI code: 2

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA REPOSI	2	77	98.72	0.01
ARTESANADO OR	10	1	1.28	0.00

Totals 78 100.00 0.01

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: HUMEDAD GRADO code: 3

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
HUMEDAD GRADO	3	33	91.67	0.00
ARTESANADO OR	10	3	8.33	0.00

Totals 36 100.00 0.00

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: HUMEDAD GRADO code: 4

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
HUMEDAD GRADO	4	44	97.78	0.01
PIEDRA CAIDA	6	1	2.22	0.00

Totals 45 100.00 0.01

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: SIN DATOS code: 5

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
------	------	--------	--------	--------

Proyecto fin de Máster en Geotecnologías Cartográficas en Ingeniería y Arquitectura.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

SIN DATOS 5 638 100.00 0.08

Totals 638 100.00 0.08

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA CAIDA code: 6

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA CAIDA	6	27	96.43	0.00
ARTESANADO OR	10	1	3.57	0.00

Totals 28 100.00 0.00

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNA code: 7

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
COLUMNA	7	240	87.91	0.03
ARTESANADO RE	9	33	12.09	0.00

Totals 273 100.00 0.03

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNA 2 code: 8

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	4	2.22	0.00
HUMEDAD GRADO	3	7	3.89	0.00
COLUMNA 2	8	138	76.67	0.02
ARTESANADO OR	10	31	17.22	0.00

Totals 180 100.00 0.02

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: ARTESANADO RE code: 9

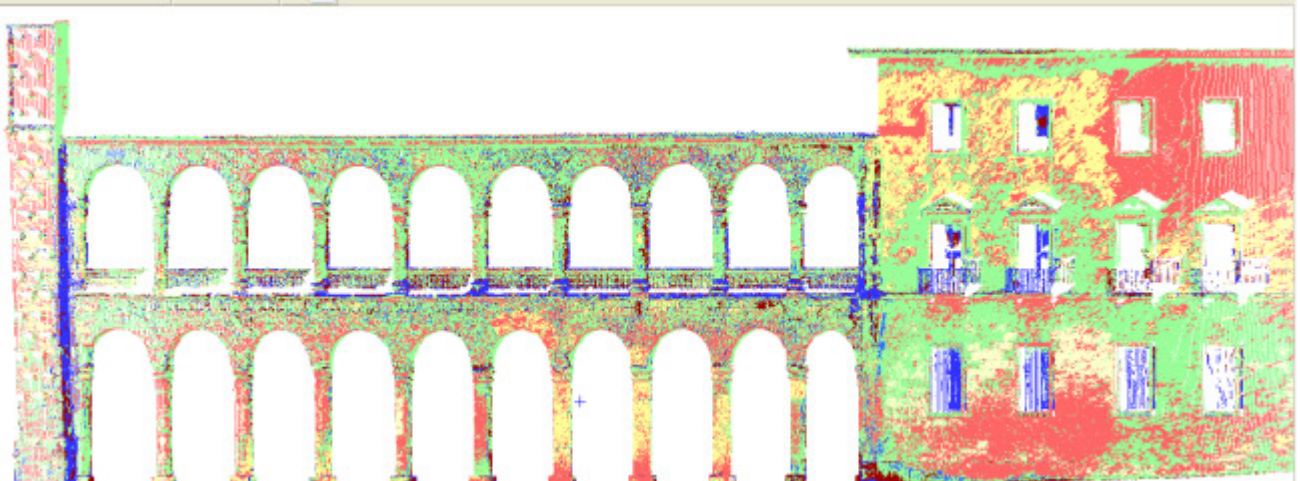
Name	Code	Pixels	%Train	%Image
COLUMNA	7	80	37.04	0.01
ARTESANADO RE	9	136	62.96	0.02

Totals 216 100.00 0.03

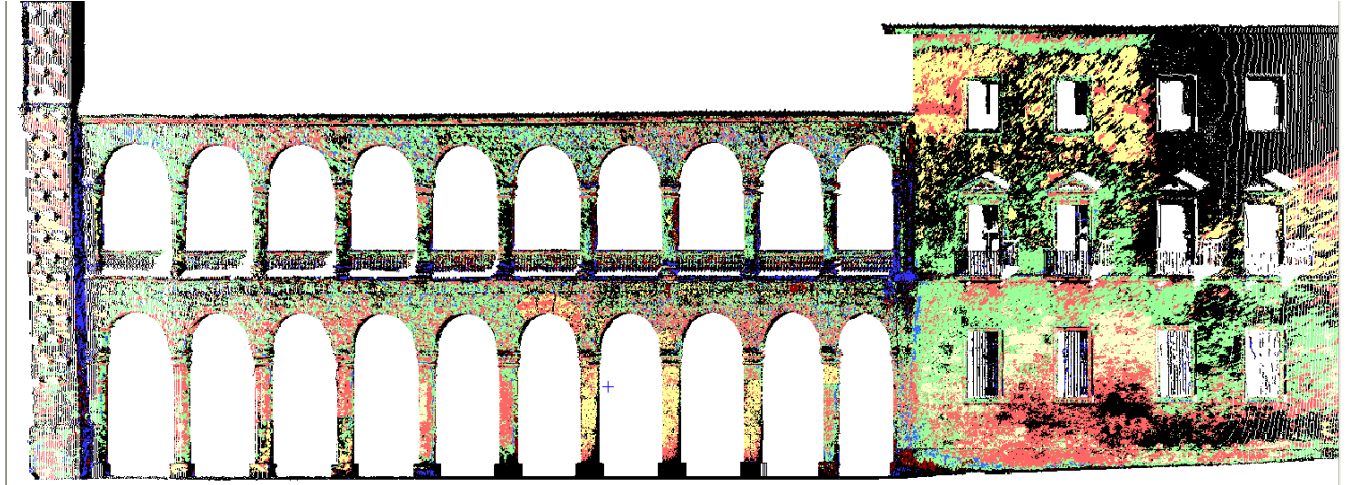
SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: ARTESANADO OR code: 10

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	3	0.58	0.00
HUMEDAD GRADO	3	34	6.60	0.00
PIEDRA CAIDA	6	14	2.72	0.00
COLUMNA 2	8	113	21.94	0.01
ARTESANADO OR	10	351	68.16	0.04

Totals 515 100.00 0.07



13.1.13 Algoritmo de c. supervisada por máxima probabilidad con clases nulas



13.1.14 Algoritmo de clasificación supervisada por mínima distancia en capas RGB

Classification Algorithm: Minimum Distance
 Classification Input Channels: 1,2,3
 Classification Training Channel: 15
 Classification Result Channel: 16

Name	Code	Pixels	%Image	Thres	Bias
PIEDRA NATURA	1	67700	8.59	3.00	1.00
PIEDRA REPOSI	2	19820	2.52	3.00	1.00
HUMEDAD GRADO	3	37702	4.79	3.00	1.00
HUMEDAD GRADO	4	25089	3.18	3.00	1.00
SIN DATOS	5	446061	56.61	3.00	1.00
PIEDRA CAIDA	6	36119	4.58	3.00	1.00
COLUMNA	7	42938	5.45	3.00	1.00
COLUMNA 2	8	47940	6.08	3.00	1.00
ARTESANADO RE	9	39199	4.98	3.00	1.00
ARTESANADO OR	10	25325	3.21	3.00	1.00
NULL	0	0	0.00		
Total		787893	100.00		

CONFUSION MATRIX

Areas Percent Pixels Classified by Code

Name	Code	Pixels	1	2	3	4	5	6	7	8	9
PIEDRA NATURA	1	90	100.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
PIEDRA REPOSI	2	78	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
HUMEDAD GRADO	3	36	0.00	0.00	91.67	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
HUMEDAD GRADO	4	45	0.00	0.00	0.00	95.56	0.00	4.44	0.00	0.00	0.00
SIN DATOS	5	638	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00	0.00
PIEDRA CAIDA	6	28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00
COLUMNA	7	273	3.66	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	43.22	1.47	51.28
COLUMNA 2	8	180	31.11	0.00	19.44	0.00	0.00	3.33	0.00	32.22	0.00
ARTESANADO RE	9	216	2.31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	27.31	1.39	68.06
ARTESANADO OR	10	515	10.10	0.00	21.36	1.55	0.00	8.54	0.19	33.98	0.00

Name	Code	Pixels	10
PIEDRA NATURA	1	90	0.00
PIEDRA REPOSI	2	78	0.00
HUMEDAD GRADO	3	36	8.33
HUMEDAD GRADO	4	45	0.00
SIN DATOS	5	638	0.00

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

PIEDRA CAIDA	6	28	0.00
COLUMNA	7	273	0.37
COLUMNA 2	8	180	13.89
ARTESANADO RE	9	216	0.93
ARTESANADO OR	10	515	24.27

Average accuracy = 75.50 %
Overall accuracy = 64.70 %

KAPPA COEFFICIENT = 0.58284 Standard Deviation = 0.01143

Confidence Level :
99% 0.58284 +/- 0.02949
95% 0.58284 +/- 0.02240
90% 0.58284 +/- 0.01880

TOTALIZATION REPORT for Training Sites

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: NULL code: 0

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	67487	8.59	8.57
PIEDRA REPOSI	2	19742	2.51	2.51
HUMEDAD GRADO	3	37524	4.78	4.76
HUMEDAD GRADO	4	25038	3.19	3.18
SIN DATOS	5	445423	56.68	56.53
PIEDRA CAIDA	6	36039	4.59	4.57
COLUMNA	7	42760	5.44	5.43
COLUMNA 2	8	47700	6.07	6.05
ARTESANADO RE	9	38912	4.95	4.94
ARTESANADO OR	10	25169	3.20	3.19

Totals 785794 100.00 99.73

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA NATURA code: 1

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	90	100.00	0.01

Totals 90 100.00 0.01

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA REPOSI code: 2

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA REPOSI	2	78	100.00	0.01

Totals 78 100.00 0.01

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: HUMEDAD GRADO code: 3

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
HUMEDAD GRADO	3	33	91.67	0.00
ARTESANADO OR	10	3	8.33	0.00

Totals 36 100.00 0.00

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: HUMEDAD GRADO code: 4

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
HUMEDAD GRADO	4	43	95.56	0.01
PIEDRA CAIDA	6	2	4.44	0.00

Totals 45 100.00 0.01

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: SIN DATOS code: 5

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
SIN DATOS	5	638	100.00	0.08

Totals 638 100.00 0.08

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA CAIDA code: 6

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA CAIDA	6	28	100.00	0.00

Totals 28 100.00 0.00

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNA code: 7

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	10	3.66	0.00
COLUMNA	7	118	43.22	0.01
COLUMNA 2	8	4	1.47	0.00
ARTESANADO RE	9	140	51.28	0.02
ARTESANADO OR	10	1	0.37	0.00

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Totals 273 100.00 0.03

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNA 2 code: 8

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	56	31.11	0.01
HUMEDAD GRADO	3	35	19.44	0.00
PIEDRA CAIDA	6	6	3.33	0.00
COLUMNA 2	8	58	32.22	0.01
ARTESANADO OR	10	25	13.89	0.00

Totals 180 100.00 0.02

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: ARTESANADO RE code: 9

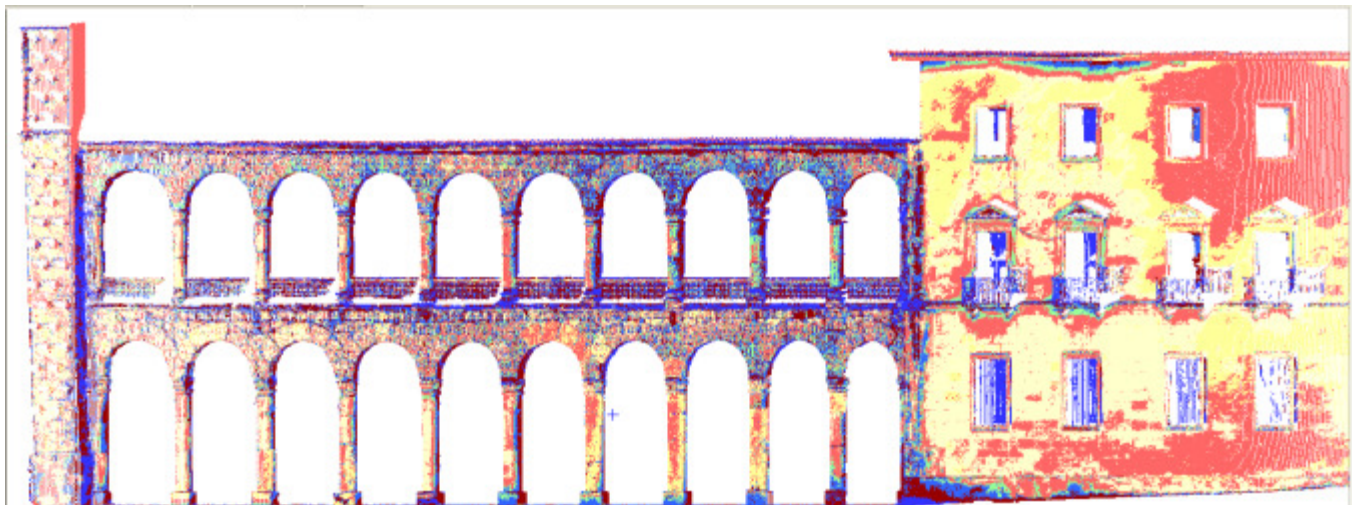
Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	5	2.31	0.00
COLUMNA	7	59	27.31	0.01
COLUMNA 2	8	3	1.39	0.00
ARTESANADO RE	9	147	68.06	0.02
ARTESANADO OR	10	2	0.93	0.00

Totals 216 100.00 0.03

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: ARTESANADO OR code: 10

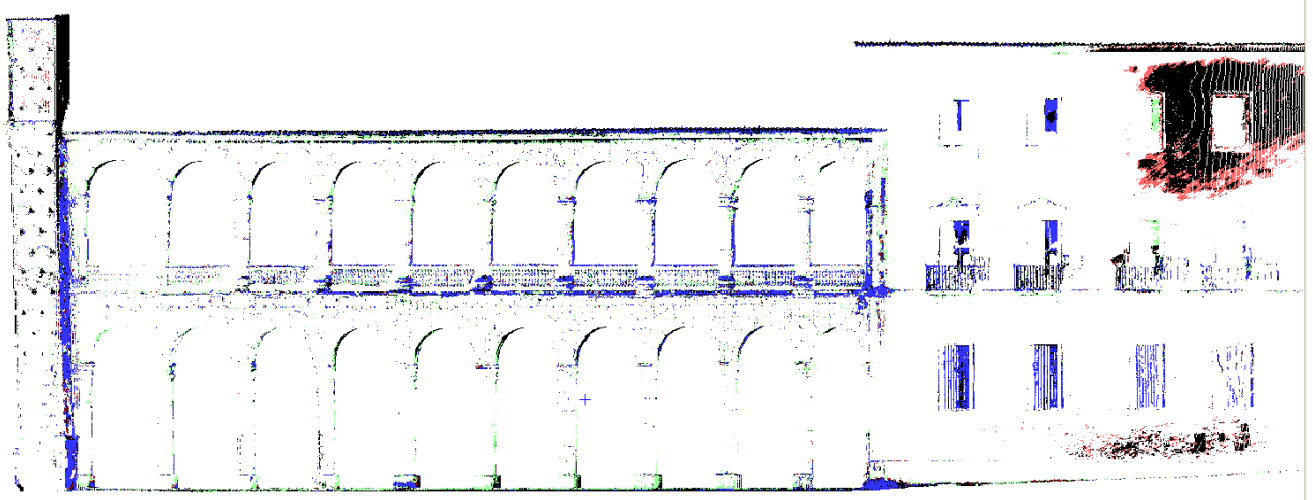
Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	52	10.10	0.01
HUMEDAD GRADO	3	110	21.36	0.01
HUMEDAD GRADO	4	8	1.55	0.00
PIEDRA CAIDA	6	44	8.54	0.01
COLUMNA	7	1	0.19	0.00
COLUMNA 2	8	175	33.98	0.02
ARTESANADO OR	10	125	24.27	0.02

Totals 515 100.00 0.07



CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

13.1.15 Algoritmo de clasificación supervisada por paralelepípedos en capas RGB



Paralelepípedos con TIE BREAKER
 Classification Algorithm: Parallelepiped (with Maximum Likelihood Tie Resolution)
 Classification Input Channels: 1,2,3
 Classification Training Channel: 15
 Classification Result Channel: 16

Name	Code	Pixels	%Image	Thres	Bias
PIEDRA NATURA	1	13880	1.76	3.00	1.00
PIEDRA REPOSI	2	4153	0.53	3.00	1.00
HUMEDAD GRADO	3	8575	1.09	3.00	1.00
HUMEDAD GRADO	4	18670	2.37	3.00	1.00
SIN DATOS	5	445251	56.51	3.00	1.00
PIEDRA CAIDA	6	13728	1.74	3.00	1.00
COLUMNA	7	35822	4.55	3.00	1.00
COLUMNA 2	8	49205	6.25	3.00	1.00
ARTESANADO RE	9	37087	4.71	3.00	1.00
ARTESANADO OR	10	125191	15.89	3.00	1.00
NULL	0	36331	4.61		
Total		787893	100.00		

CONFUSION MATRIX

_____Areas_____ Percent Pixels Classified by Code_____

Name	Code	Pixels	0	1	2	3	4	5	6	7	8
PIEDRA NATURA	1	90	0.00	98.89	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.11
PIEDRA REPOSI	2	78	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
HUMEDAD GRADO	3	36	0.00	0.00	0.00	91.67	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
HUMEDAD GRADO	4	45	0.00	0.00	0.00	0.00	97.78	0.00	2.22	0.00	0.00
SIN DATOS	5	638	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00
PIEDRA CAIDA	6	28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	96.43	0.00	0.00
COLUMNA	7	273	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	88.64	0.00
COLUMNA 2	8	180	0.00	2.22	0.00	4.44	0.00	0.00	0.00	0.00	76.67
ARTESANADO RE	9	216	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	37.04	0.00
ARTESANADO OR	10	515	0.97	1.36	0.00	6.99	0.78	0.00	2.91	0.00	21.55

Name	Code	Pixels	9	10
PIEDRA NATURA	1	90	0.00	0.00
PIEDRA REPOSI	2	78	0.00	0.00
HUMEDAD GRADO	3	36	0.00	8.33
HUMEDAD GRADO	4	45	0.00	0.00
SIN DATOS	5	638	0.00	0.00
PIEDRA CAIDA	6	28	0.00	3.57
COLUMNA	7	273	11.36	0.00
COLUMNA 2	8	180	0.00	16.67
ARTESANADO RE	9	216	62.96	0.00
ARTESANADO OR	10	515	0.00	65.44

Average accuracy = 87.85 %

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Overall accuracy = 83.94 %

KAPPA COEFFICIENT = 0.80446 Standard Deviation = 0.00955

Confidence Level :

99% 0.80446 +/- 0.02463

95% 0.80446 +/- 0.01871

90% 0.80446 +/- 0.01570

TOTALIZATION REPORT for Training Sites

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: NULL code: 0

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	13780	1.75	1.75
PIEDRA REPOSI	2	4075	0.52	0.52
HUMEDAD GRADO	3	8498	1.08	1.08
HUMEDAD GRADO	4	18622	2.37	2.36
SIN DATOS	5	444613	56.58	56.43
PIEDRA CAIDA	6	13685	1.74	1.74
COLUMNA	7	35500	4.52	4.51
COLUMNA 2	8	48955	6.23	6.21
ARTESANADO RE	9	36920	4.70	4.69
ARTESANADO OR	10	124820	15.88	15.84
NULL	0	36326	4.62	4.61

Totals		785794	100.00	99.73

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA NATURA code: 1

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	89	98.89	0.01
COLUMNA 2	8	1	1.11	0.00

Totals		90	100.00	0.01

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA REPOSI code: 2

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA REPOSI	2	78	100.00	0.01

Totals		78	100.00	0.01

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: HUMEDAD GRADO code: 3

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
HUMEDAD GRADO	3	33	91.67	0.00
ARTESANADO OR	10	3	8.33	0.00

Totals		36	100.00	0.00

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: HUMEDAD GRADO code: 4

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
HUMEDAD GRADO	4	44	97.78	0.01
PIEDRA CAIDA	6	1	2.22	0.00

Totals		45	100.00	0.01

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: SIN DATOS code: 5

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
SIN DATOS	5	638	100.00	0.08

Totals		638	100.00	0.08

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA CAIDA code: 6

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA CAIDA	6	27	96.43	0.00
ARTESANADO OR	10	1	3.57	0.00

Totals		28	100.00	0.00

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNA code: 7

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
COLUMNA	7	242	88.64	0.03
ARTESANADO RE	9	31	11.36	0.00

Totals		273	100.00	0.03

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNA 2 code: 8

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	4	2.22	0.00
HUMEDAD GRADO	3	8	4.44	0.00
COLUMNA 2	8	138	76.67	0.02

Proyecto fin de Máster en Geotecnologías Cartográficas en Ingeniería y Arquitectura.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

ARTESANADO OR 10 30 16.67 0.00

Totals 180 100.00 0.02

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: ARTESANADO RE code: 9

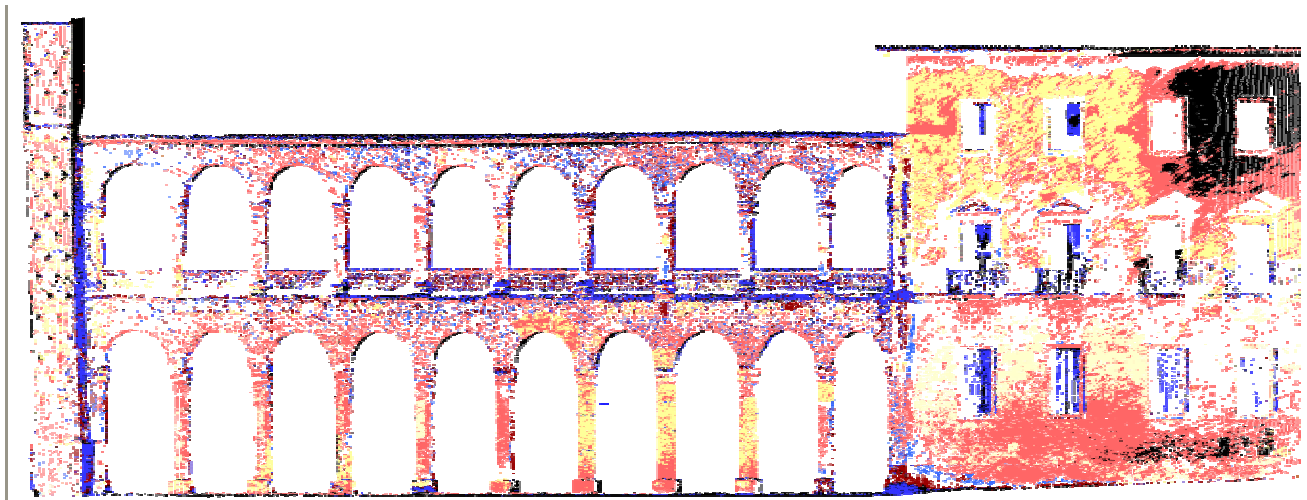
Name Code Pixels %Train %Image
 COLUMNA 7 80 37.04 0.01
 ARTESANADO RE 9 136 62.96 0.02

Totals 216 100.00 0.03

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: ARTESANADO OR code: 10

Name Code Pixels %Train %Image
 PIEDRA NATURA 1 7 1.36 0.00
 HUMEDAD GRADO 3 36 6.99 0.00
 HUMEDAD GRADO 4 4 0.78 0.00
 PIEDRA CAIDA 6 15 2.91 0.00
 COLUMNA 2 8 111 21.55 0.01
 ARTESANADO OR 10 337 65.44 0.04
 NULL 0 5 0.97 0.00

Totals 515 100.00 0.07



13.1.16 Clasificación supervisada Infrarrojo. Zonas de entrenamiento

Signature Separability									
Bhattacharyya Distance Transformed Divergence									
Separability Measure: Bhattacharyya Distance									
Average separability: 1.140401									
Minimum separability: 0.009130									
Maximum separability: 2.000000									
Signature pair with Minimum separability: (COLUMNA 2,ARTESANADO R									
Table display: <input checked="" type="radio"/> Matrix <input type="radio"/> Sorted List									
Name	PIEDRA NATUR	PIEDRA REPOS	HUMEDAD GRA	HUMEDAD GRA	SIN DATOS	PIEDRA CAIDA	COLUMNA	COLUMNA 2	ARTESANADO R
PIEDRA REPOS	0.496307								
HUMEDAD GRA	0.047238	0.300869							
HUMEDAD GRA	1.597862	1.776825	1.590327						
SIN DATOS	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000					
PIEDRA CAIDA	0.184887	0.131665	0.085447	1.592570	2.000000				
COLUMNA	2.000000	2.000000	2.000000	1.999999	2.000000	2.000000			
COLUMNA 2	0.607904	0.637207	0.441596	0.843454	2.000000	0.374476	1.980678		
ARTESANADO R	0.591737	0.575326	0.417354	0.988824	2.000000	0.330575	1.978544	0.009130	
ARTESANADO D	0.631483	0.948639	0.698271	0.365517	2.000000	0.677252	1.961851	0.118456	0.185772

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Signature Separability

Ehlerschayya Distance: Transformed Divergence

Separability Measure: Transformed Divergence
 Average separability: 1.25269
 Minimum separability: 0.009141
 Maximum separability: 2.000000
 Signature pair with Minimum separability: (COLUMNA 2,ARTESANADO REPOSICIÓN)

Table display: Matrix Sorted List

Name	PIEDRA NATURA	PIEDRA REPOS	HUMEDAD GRAJ	HUMEDAD GRAJ	SIN DATOS	PIEDRA CAIDA	COLUMNA	COLUMNA 2	ARTESANADO RE
PIEDRA REPOS	0.459014								
HUMEDAD GRAJ	0.049426	0.313463							
HUMEDAD GRAJ	1.989246	1.989208	1.859636						
SIN DATOS	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000					
PIEDRA CAIDA	0.290113	0.144752	0.096468	1.817160	2.900000				
COLUMNA	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.900000	2.900000			
COLUMNA 2	1.114793	1.179673	0.696546	0.896193	2.900000	0.990390	2.900000		
ARTESANADO RE	1.071059	1.029036	0.642675	1.023741	2.900000	0.497541	2.900000	0.009141	
ARTESANADO O	1.689861	1.786226	1.284261	0.421329	2.900000	1.172158	2.900000	0.121474	0.192647

13.1.17 Algoritmo de c. supervisada por máxima probabilidad en capa IR.

Classification Algorithm: Maximum Likelihood
 Classification Input Channels: 4
 Classification Training Channel: 5
 Classification Result Channel: 6

Name	Code	Pixels	%Image	Thres	Bias
PIEDRA NATURA	1	34092	4.33	3.00	1.00
HUMEDAD	4	87636	11.12	3.00	1.00
SIN DATOS	5	404528	51.34	1.00	1.00
PIEDRA CAIDA	6	35484	4.50	3.00	1.00
COLUMNA	7	7459	0.95	3.00	1.00
COLUMNA 2	8	150359	19.08	3.00	1.00
ARTESANADO RE	9	40057	5.08	2.00	1.00
ARTESANADO OR	10	28278	3.59	3.00	1.00
NULL	0	0	0.00		
Total		787893	100.00		

CONFUSION MATRIX

Areas _____ Percent Pixels Classified by Code _____

Name	Code	Pixels	1	4	5	6	7	8	9	10
PIEDRA NATURA	1	90	60.00	0.00	0.00	35.56	0.00	4.44	0.00	0.00
HUMEDAD	4	11	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
SIN DATOS	5	638	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
PIEDRA CAIDA	6	14	64.29	0.00	0.00	21.43	0.00	7.14	7.14	0.00
COLUMNA	7	220	0.00	0.00	0.00	0.00	99.09	0.00	0.00	0.91
COLUMNA 2	8	287	7.32	3.83	0.00	17.07	0.00	64.11	7.67	0.00
ARTESANADO RE	9	216	31.94	0.93	0.00	19.91	0.00	23.61	15.74	7.87
ARTESANADO OR	10	25	4.00	8.00	0.00	8.00	0.00	56.00	24.00	0.00

Average accuracy = 57.55 %
 Overall accuracy = 76.08 %

KAPPA COEFFICIENT = 0.68210 Standard Deviation = 0.01288

Confidence Level :
 99% 0.68210 +/- 0.03322
 95% 0.68210 +/- 0.02524
 90% 0.68210 +/- 0.02118

TOTALIZATION REPORT for Training Sites

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: NULL code: 0

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	33938	4.32	4.31
HUMEDAD	4	87610	11.14	11.12
SIN DATOS	5	403890	51.36	51.26
PIEDRA CAIDA	6	35355	4.50	4.49
COLUMNA	7	7241	0.92	0.92
COLUMNA 2	8	150105	19.09	19.05
ARTESANADO RE	9	39994	5.09	5.08
ARTESANADO OR	10	28259	3.59	3.59
Totals		786392	100.00	99.81

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA NATURA code: 1

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	54	60.00	0.01
PIEDRA CAIDA	6	32	35.56	0.00
COLUMNA 2	8	4	4.44	0.00

Totals	90	100.00	0.01	

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: HUMEDAD code: 4

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
HUMEDAD	4	11	100.00	0.00

Totals	11	100.00	0.00	

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: SIN DATOS code: 5

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
SIN DATOS	5	638	100.00	0.08

Totals	638	100.00	0.08	

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA CAIDA code: 6

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	9	64.29	0.00
PIEDRA CAIDA	6	3	21.43	0.00
COLUMNA 2	8	1	7.14	0.00
ARTESANADO RE	9	1	7.14	0.00

Totals	14	100.00	0.00	

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNA code: 7

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
COLUMNA	7	218	99.09	0.03
ARTESANADO OR	10	2	0.91	0.00

Totals	220	100.00	0.03	

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNA 2 code: 8

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	21	7.32	0.00
HUMEDAD	4	11	3.83	0.00
PIEDRA CAIDA	6	49	17.07	0.01
COLUMNA 2	8	184	64.11	0.02
ARTESANADO RE	9	22	7.67	0.00

Totals	287	100.00	0.04	

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: ARTESANADO RE code: 9

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	69	31.94	0.01
HUMEDAD	4	2	0.93	0.00
PIEDRA CAIDA	6	43	19.91	0.01
COLUMNA 2	8	51	23.61	0.01
ARTESANADO RE	9	34	15.74	0.00
ARTESANADO OR	10	17	7.87	0.00

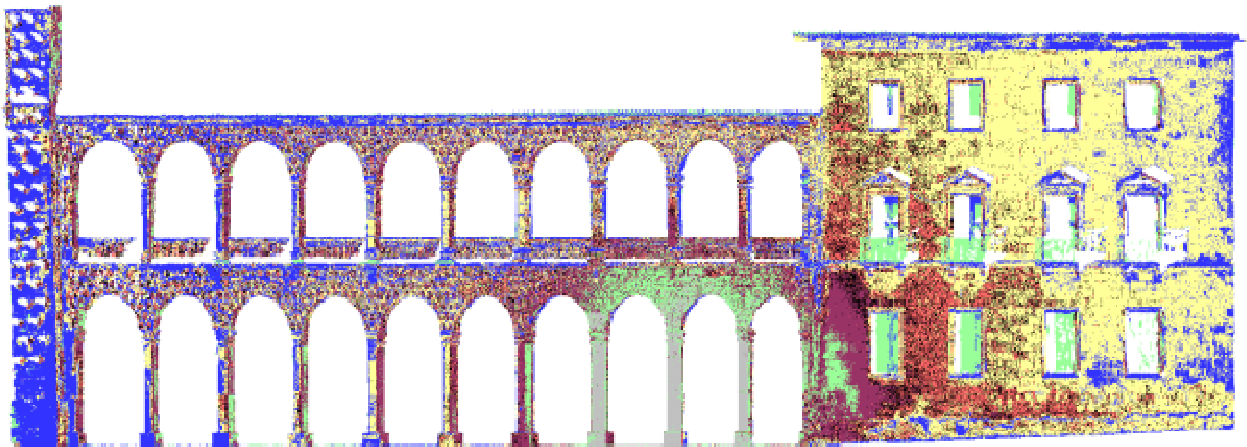
Totals	216	100.00	0.03	

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: ARTESANADO OR code: 10

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	1	4.00	0.00
HUMEDAD	4	2	8.00	0.00
PIEDRA CAIDA	6	2	8.00	0.00
COLUMNA 2	8	14	56.00	0.00
ARTESANADO RE	9	6	24.00	0.00

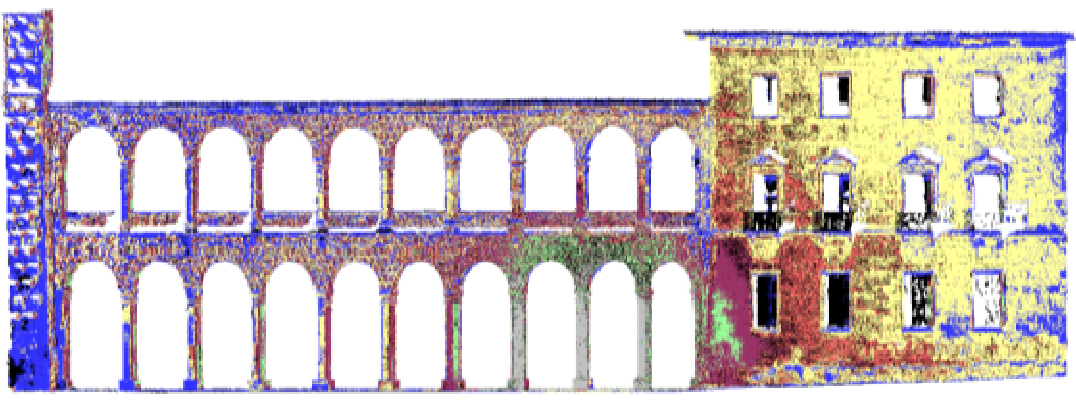
Totals	25	100.00	0.00	

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.



ID	Valor	Nombre	Color	Umbral	Clase	Umbral Clase	Descripción
1	3	COLUMNA 2	Yellow	3.00	1.00		
2	7	COLUMNA	Yellow	3.00	1.00		
3	5	SIN DATOS	Red	1.00	1.00		
4	1	PIEDRA NATURA	Red	3.00	1.00		
5	6	PIEDRA CALDA	Black	3.00	1.00		
6	10	ARTESANADO	Green	3.00	1.00		
7	4	HUMEDAD	Blue	3.00	1.00		
8	9	ARTESANADO	Purple	2.00	1.00		

Con clases nulas



ID	Valor	Nombre	Color	Umbral	Clase	Umbral Clase	Descripción
1	8	COLUMNA 2	Yellow	3.00	1.00		
2	7	COLUMNA	Yellow	2.00	1.00		
3	6	SIN DATOS	Red	5.00	1.00		
4	1	PIEDRA NATURA	Red	2.00	1.00		
5	6	PIEDRA CALDA	Black	3.00	1.00		
6	10	ARTESANADO	Green	2.00	1.00		
7	4	HUMEDAD	Blue	3.00	1.00		
8	9	ARTESANADO	Purple	2.00	1.00		

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

13.1.18 Algoritmo de clasificación supervisada por mínima distancia en capa IR

Classification Algorithm: Minimum Distance
 Classification Input Channels: 4
 Classification Training Channel: 5
 Classification Result Channel: 6

Name	Code	Pixels	%Image	Thres	Bias
PIEDRA NATURA	1	11257	1.43	3.00	1.00
HUMEDAD	4	100051	12.70	3.00	1.00
SIN DATOS	5	404979	51.40	1.00	1.00
PIEDRA CAIDA	6	0	0.00	3.00	1.00
COLUMNA	7	19878	2.52	3.00	1.00
COLUMNA 2	8	150359	19.08	3.00	1.00
ARTESANADO RE	9	66952	8.50	2.00	1.00
ARTESANADO OR	10	34417	4.37	3.00	1.00
NULL	0	0	0.00		
Total		787893	100.00		

CONFUSION MATRIX

_____Areas_____ Percent Pixels Classified by Code _____

Name	Code	Pixels	1	4	5	7	8	9	10
PIEDRA NATURA	1	90	26.67	0.00	0.00	0.00	4.44	35.56	33.33
HUMEDAD	4	11	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
SIN DATOS	5	638	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00	0.00
PIEDRA CAIDA	6	14	35.71	0.00	0.00	0.00	7.14	35.71	21.43
COLUMNA	7	220	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00
COLUMNA 2	8	287	3.48	3.83	0.00	0.00	64.11	13.59	14.98
ARTESANADO RE	9	216	8.80	0.93	0.00	5.09	23.61	32.41	29.17
ARTESANADO OR	10	25	0.00	8.00	0.00	0.00	56.00	28.00	8.00

Average accuracy = 61.60 %
 Overall accuracy = 77.27 %

KAPPA COEFFICIENT = 0.75112 Standard Deviation = 0.01306

Confidence Level :
 99% 0.75112 +/- 0.03369
 95% 0.75112 +/- 0.02559
 90% 0.75112 +/- 0.02148

TOTALIZATION REPORT for Training Sites

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: NULL code: 0

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	11199	1.42	1.42
HUMEDAD	4	100025	12.72	12.70
SIN DATOS	5	404341	51.42	51.32
COLUMNA	7	19647	2.50	2.49
COLUMNA 2	8	150105	19.09	19.05
ARTESANADO RE	9	66799	8.49	8.48
ARTESANADO OR	10	34276	4.36	4.35
Totals		786392	100.00	99.81

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA NATURA code: 1

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	24	26.67	0.00
COLUMNA 2	8	4	4.44	0.00
ARTESANADO RE	9	32	35.56	0.00
ARTESANADO OR	10	30	33.33	0.00
Totals		90	100.00	0.01

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: HUMEDAD code: 4

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
HUMEDAD	4	11	100.00	0.00
Totals		11	100.00	0.00

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: SIN DATOS code: 5

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
SIN DATOS	5	638	100.00	0.08
Totals		638	100.00	0.08

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA CAIDA code: 6

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	5	35.71	0.00
COLUMNA 2	8	1	7.14	0.00
ARTESANADO RE	9	5	35.71	0.00
ARTESANADO OR	10	3	21.43	0.00
Totals		14	100.00	0.00

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNA code: 7

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
COLUMNA	7	220	100.00	0.03
Totals		220	100.00	0.03

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNA 2 code: 8

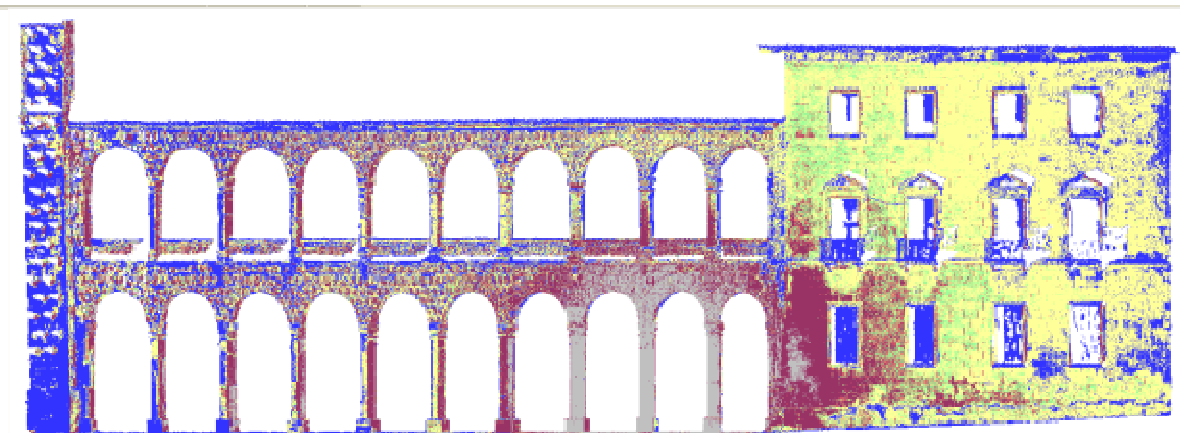
Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	10	3.48	0.00
HUMEDAD	4	11	3.83	0.00
COLUMNA 2	8	184	64.11	0.02
ARTESANADO RE	9	39	13.59	0.00
ARTESANADO OR	10	43	14.98	0.01
Totals		287	100.00	0.04

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: ARTESANADO RE code: 9

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	19	8.80	0.00
HUMEDAD	4	2	0.93	0.00
COLUMNA	7	11	5.09	0.00
COLUMNA 2	8	51	23.61	0.01
ARTESANADO RE	9	70	32.41	0.01
ARTESANADO OR	10	63	29.17	0.01
Totals		216	100.00	0.03

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: ARTESANADO OR code: 10

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
HUMEDAD	4	2	8.00	0.00
COLUMNA 2	8	14	56.00	0.00
ARTESANADO RE	9	7	28.00	0.00
ARTESANADO OR	10	2	8.00	0.00
Totals		25	100.00	0.00



ID	Value	Name	Color	Threshold	Plan	Imported Sig.	Description
1	0	COLUMNA 2		3.00	1.00		
2	7	COLUMNA		3.00	1.00		
3	4	SIN DATOS		1.00	1.00		
4	1	PIEDRA NATURA		3.00	1.00		
5	4	HUMEDAD		3.00	1.00		
6	10	ARTESANADO		3.00	1.00		
7	2	SIN DATOS		3.00	1.00		
8	8	ARTESANADO OR		3.00	1.00		

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

13.1.19 Algoritmo de clasificación supervisada por paralelepipedos en capa IR

Time: 11:58 26-Aug-12

File: E:\Datos PFM\Salamanca\Palacio Infantado\PCIDAT\RGB_40.pix

Classification Algorithm: Parallelepiped

Classification Input Channels: 4

Classification Training Channel: 5

Classification Result Channel: 6

Name	Code	Pixels	%Image	Thres	Bias
PIEDRA NATURA	1	0	0.00	3.00	1.00
HUMEDAD	4	7462	0.95	3.00	1.00
SIN DATOS	5	404528	51.34	1.00	1.00
PIEDRA CAIDA	6	0	0.00	3.00	1.00
COLUMNA	7	7459	0.95	3.00	1.00
COLUMNA 2	8	0	0.00	3.00	1.00
ARTESANADO RE	9	0	0.00	2.00	1.00
ARTESANADO OR	10	12455	1.58	3.00	1.00
NULL	0	19595	2.49		
Overlap	255	336394	42.70		
Total		787893	100.00		

CONFUSION MATRIX

Areas Percent Pixels Classified by Code

Name	Code	Pixels	0	4	5	7	10	255
PIEDRA NATURA	1	90	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00
HUMEDAD	4	11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00
SIN DATOS	5	638	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00
PIEDRA CAIDA	6	14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00
COLUMNA	7	220	0.45	0.00	0.00	99.09	0.45	0.00
COLUMNA 2	8	287	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00
ARTESANADO RE	9	216	0.00	0.00	0.00	0.00	7.87	92.13
ARTESANADO OR	10	25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00

Average accuracy = 49.77 %

Overall accuracy = 95.75 %

KAPPA COEFFICIENT = 0.94102 Standard Deviation = 0.01519

Confidence Level :

99% 0.94102 +/- 0.03919

95% 0.94102 +/- 0.02977

90% 0.94102 +/- 0.02499

TOTALIZATION REPORT for Training Sites

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: NULL code: 0

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
HUMEDAD	4	7462	0.95	0.95
SIN DATOS	5	403890	51.36	51.26
COLUMNA	7	7241	0.92	0.92
ARTESANADO OR	10	12437	1.58	1.58
Class-255	255	335768	42.70	42.62
NULL	0	19594	2.49	2.49
Totals		786392	100.00	99.81

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA NATURA code: 1

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
Class-255	255	90	100.00	0.01
Totals		90	100.00	0.01

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: HUMEDAD code: 4

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
Class-255	255	11	100.00	0.00
Totals		11	100.00	0.00

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: SIN DATOS code: 5

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
SIN DATOS	5	638	100.00	0.08
Totals		638	100.00	0.08

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA CAIDA code: 6

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
Class-255	255	14	100.00	0.00

Totals		14	100.00	0.00

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNA code: 7

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
COLUMNA	7	218	99.09	0.03
ARTESANADO OR	10	1	0.45	0.00
NULL	0	1	0.45	0.00

Totals		220	100.00	0.03

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNA 2 code: 8

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
Class-255	255	287	100.00	0.04

Totals		287	100.00	0.04

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: ARTESANADO RE code: 9

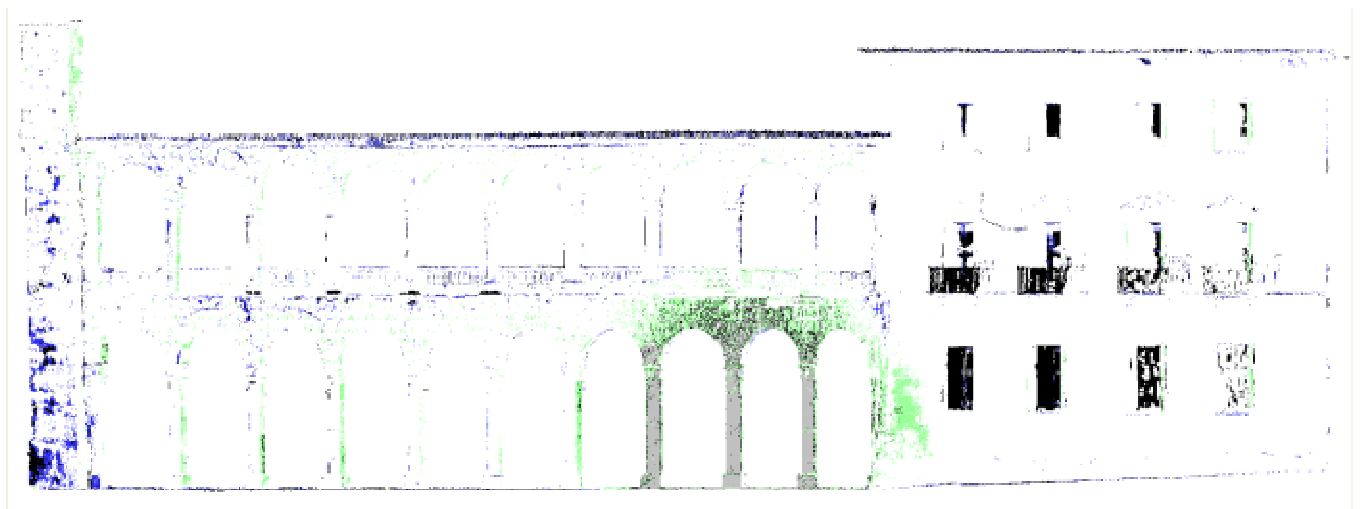
Name	Code	Pixels	%Train	%Image
ARTESANADO OR	10	17	7.87	0.00
Class-255	255	199	92.13	0.03

Totals		216	100.00	0.03

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: ARTESANADO OR code: 10

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
Class-255	255	25	100.00	0.00

Totals		25	100.00	0.00



ID	Value	Name	Color	Threshold	Bin	Imported Seg	Description
1	8	COLUMNA 2	[Yellow]	3.00	1.00		
2	7	COLUMNA	[Green]	3.00	1.00		
3	5	SANITADOS	[Blue]	1.00	1.00		
4	1	PIEDRA NATURAL	[Red]	3.00	1.00		
5	6	PIEDRA CAIDA	[Black]	3.00	1.00		
6	10	ARTESANADO	[White]	3.00	1.00		
7	4	HUMEDAD	[Purple]	3.00	1.00		
8	9	ARTESANADO	[Pink]	2.00	1.00		

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

13.1.19.1 Paralelepíedos con MLC Tiebreaker

Classification Algorithm: Parallelepiped (with Maximum Likelihood Tie Resolution)
 Classification Input Channels: 4
 Classification Training Channel: 5
 Classification Result Channel: 6

Name	Code	Pixels	%Image	Thres	Bias
PIEDRA NATURA	1	34092	4.33	3.00	1.00
HUMEDAD	4	83864	10.64	3.00	1.00
SIN DATOS	5	404528	51.34	1.00	1.00
PIEDRA CAIDA	6	35484	4.50	3.00	1.00
COLUMNNA	7	7459	0.95	3.00	1.00
COLUMNNA 2	8	150359	19.08	3.00	1.00
ARTESANADO RE	9	40057	5.08	2.00	1.00
ARTESANADO OR	10	12455	1.58	3.00	1.00
NULL	0	19595	2.49		
Total		787893	100.00		

CONFUSION MATRIX

_____Areas_____ Percent Pixels Classified by Code _____

Name	Code	Pixels	0	1	4	5	6	7	8	9	10
PIEDRA NATURA	1	90	0.00	60.00	0.00	0.00	35.56	0.00	4.44	0.00	0.00
HUMEDAD	4	11	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
SIN DATOS	5	638	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
PIEDRA CAIDA	6	14	0.00	64.29	0.00	0.00	21.43	0.00	7.14	7.14	0.00
COLUMNNA	7	220	0.45	0.00	0.00	0.00	0.00	99.09	0.00	0.00	0.45
COLUMNNA 2	8	287	0.00	7.32	3.83	0.00	17.07	0.00	64.11	7.67	0.00
ARTESANADO RE	9	216	0.00	31.94	0.93	0.00	19.91	0.00	23.61	15.74	7.87
ARTESANADO OR	10	25	0.00	4.00	8.00	0.00	8.00	0.00	56.00	24.00	0.00

Average accuracy = 57.55 %
 Overall accuracy = 76.08 %

KAPPA COEFFICIENT = 0.68211 Standard Deviation = 0.01287

Confidence Level :
 99% 0.68211 +/- 0.03322
 95% 0.68211 +/- 0.02523
 90% 0.68211 +/- 0.02118

TOTALIZATION REPORT for Training Sites

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: NULL code: 0

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	33938	4.32	4.31
HUMEDAD	4	83838	10.66	10.64
SIN DATOS	5	403890	51.36	51.26
PIEDRA CAIDA	6	35355	4.50	4.49
COLUMNNA	7	7241	0.92	0.92
COLUMNNA 2	8	150105	19.09	19.05
ARTESANADO RE	9	39994	5.09	5.08
ARTESANADO OR	10	12437	1.58	1.58
NULL	0	19594	2.49	2.49
Totals		786392	100.00	99.81

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA NATURA code: 1

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	54	60.00	0.01
PIEDRA CAIDA	6	32	35.56	0.00
COLUMNNA 2	8	4	4.44	0.00
Totals		90	100.00	0.01

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: HUMEDAD code: 4

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
HUMEDAD	4	11	100.00	0.00
Totals		11	100.00	0.00

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: SIN DATOS code: 5

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
SIN DATOS	5	638	100.00	0.08
Totals		638	100.00	0.08

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA CAIDA code: 6

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	9	64.29	0.00
PIEDRA CAIDA	6	3	21.43	0.00
COLUMNA 2	8	1	7.14	0.00
ARTESANADO RE	9	1	7.14	0.00

Totals		14	100.00	0.00

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNA code: 7

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
COLUMNA	7	218	99.09	0.03
ARTESANADO OR	10	1	0.45	0.00
NULL	0	1	0.45	0.00

Totals		220	100.00	0.03

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNA 2 code: 8

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	21	7.32	0.00
HUMEDAD	4	11	3.83	0.00
PIEDRA CAIDA	6	49	17.07	0.01
COLUMNA 2	8	184	64.11	0.02
ARTESANADO RE	9	22	7.67	0.00

Totals		287	100.00	0.04

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: ARTESANADO RE code: 9

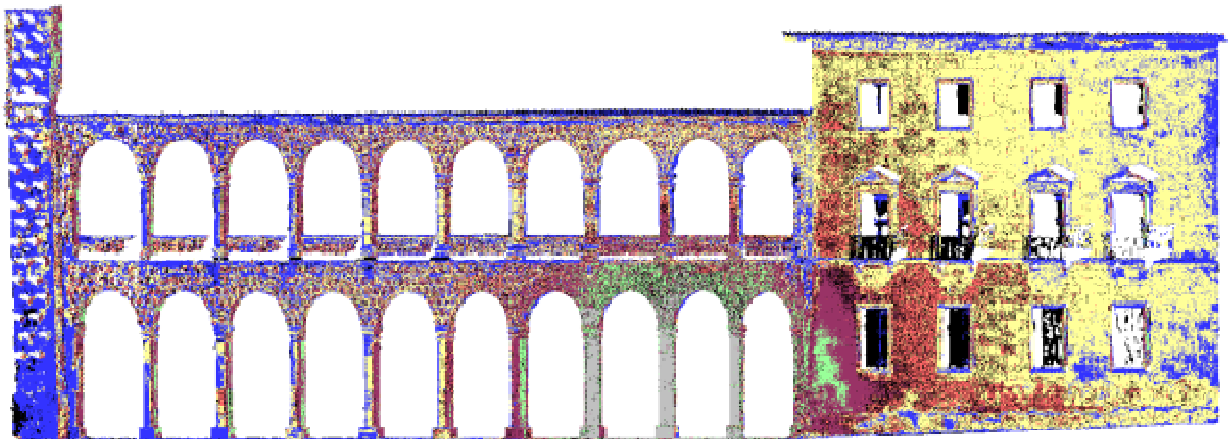
Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	69	31.94	0.01
HUMEDAD	4	2	0.93	0.00
PIEDRA CAIDA	6	43	19.91	0.01
COLUMNA 2	8	51	23.61	0.01
ARTESANADO RE	9	34	15.74	0.00
ARTESANADO OR	10	17	7.87	0.00

Totals		216	100.00	0.03

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: ARTESANADO OR code: 10

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA NATURA	1	1	4.00	0.00
HUMEDAD	4	2	8.00	0.00
PIEDRA CAIDA	6	2	8.00	0.00
COLUMNA 2	8	14	56.00	0.00
ARTESANADO RE	9	6	24.00	0.00

Totals		25	100.00	0.00



ID	Color	Name	Color	Threshold	Plane	Imported File	Description
1	Yellow	COLUMNA 2	Yellow	3.00	1.00		
2	Green	COLUMNA	Green	3.00	1.00		
3	Blue	SIN CLASES	Blue	1.00	1.00		
4	Yellow	PIEDRA NATURA	Yellow	3.00	1.00		
5	Red	PIEDRA CAIDA	Red	3.00	1.00		
6	Green	ARTESANADO	Green	3.00	1.00		
7	Blue	HUMEDAD	Blue	3.00	1.00		
8	Red	ARTESANADO OR	Red	3.00	1.00		

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

13.1.20 Clasificación Infrarrojo + RGB supervisada. Áreas de entrenamiento.

Signature Separability

Bhattacharyya Distance | Transformed Divergence

Separability Measure: Bhattacharyya Distance
 Average separability: 1.944132
 Minimum separability: 0.806105
 Maximum separability: 2.000000
 Signature pair with:
 Minimum separability: (COLUMNA 2,ARTESANADO 0)

Table display: Matrix Sorted List

Name	PIEDRA NATUR	PIEDRA REPOS	HUMEDAD GRAI	HUMEDAD GRAI	SIN DATOS	PIEDRA CAIDA	COLUMNA	COLUMNA
PIEDRA REPOS	1.999999							
HUMEDAD GRAD	2.000000	2.000000						
HUMEDAD GRAD	2.000000	2.000000	2.000000					
SIN DATOS	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000				
PIEDRA CAIDA	2.000000	2.000000	1.999880	1.996392	2.000000			
COLUMNA	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000		
COLUMNA 2	1.728689	1.977840	1.803836	1.999998	2.000000	1.963079	1.999996	
ARTESANADO R	1.999998	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	1.981628	1.999998
ARTESANADO 0	1.842848	1.982999	1.582145	1.998742	2.000000	1.832810	1.999926	0.806105

Signature Separability

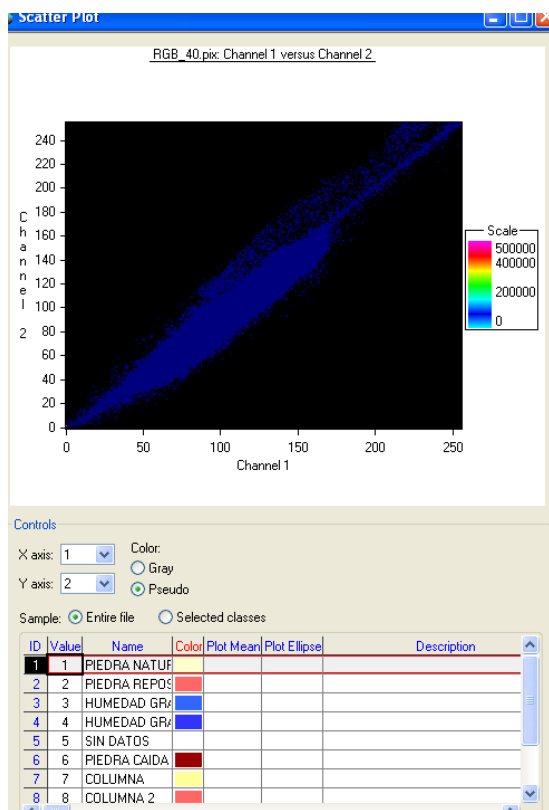
Bhattacharyya Distance | Transformed Divergence

Separability Measure: Transformed Divergence
 Average separability: 1.975402
 Minimum separability: 0.895416
 Maximum separability: 2.000000
 Signature pair with:
 Minimum separability: (COLUMNA 2,ARTESANADO ORIGINAL)

Table display: Matrix Sorted List

Name	PIEDRA NATUR	PIEDRA REPOS	HUMEDAD GRAI	HUMEDAD GRAI	SIN DATOS	PIEDRA CAIDA	COLUMNA	COLUMNA 2
PIEDRA REPOS	2.000000							
HUMEDAD GRAI	2.000000	2.000000						
HUMEDAD GRAI	2.000000	2.000000	2.000000					
SIN DATOS	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000				
PIEDRA CAIDA	2.000000	2.000000	1.999999	1.999868	2.000000			
COLUMNA	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000		
COLUMNA 2	2.000000	2.000000	1.999976	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	
ARTESANADO R	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	1.999819
ARTESANADO 0	2.000000	2.000000	1.998258	2.000000	2.000000	1.999997	2.000000	0.895416

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.



Los resultados obtenidos no son satisfactorios, existe un alto grado de correlación entre las áreas de entrenamiento de artesanado original y columna tipo 2.

Así que procedemos a rehacer las zonas de entrenamiento.

Signature Separability

Separability Measure: Transformed Divergence

Average separability: 1.773119

Minimum separability: 0.373417

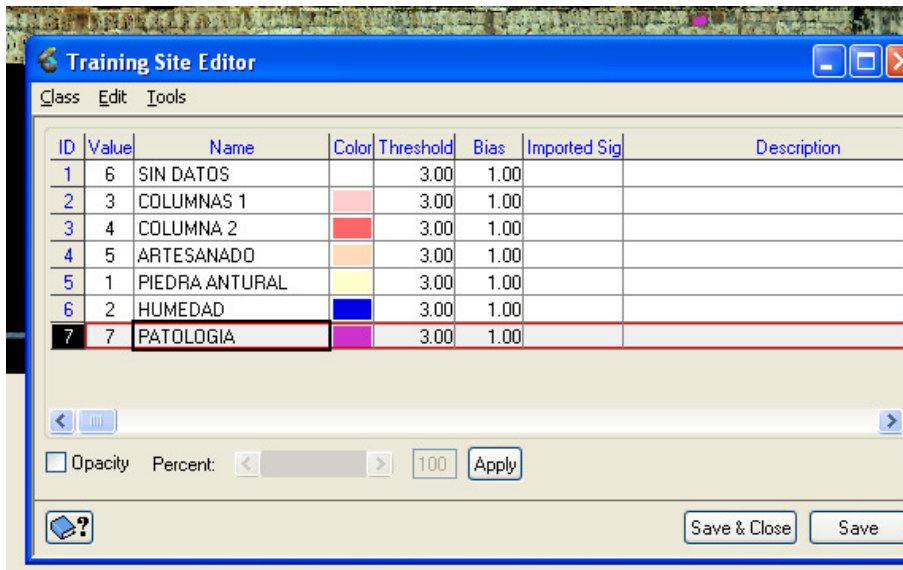
Maximum separability: 2.000000

Signature pair with Minimum separability: (PIEDRA ANTUFAL PATOLOGIA)

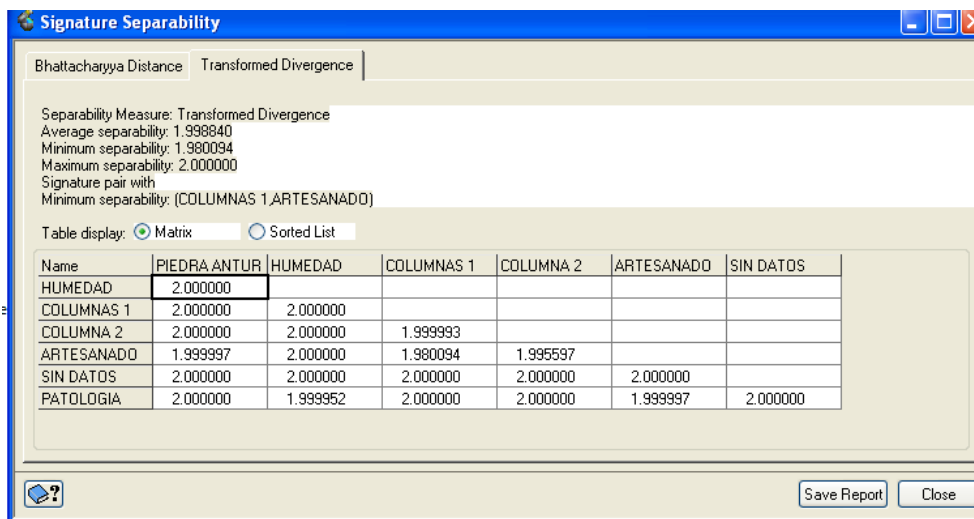
Name	PIEDRA ANTUF	HUMEDAD	COLUMNAS 1	COLUMNA 2	ARTESANADO	SIN DATOS
HUMEDAD	1.915189					
COLUMNAS 1	1.399962	2.000000				
COLUMNA 2	2.000000	2.000000	0.398167			
ARTESANADO	1.578759	1.999810	0.927328	1.682473		
SIN DATOS	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	
PATOLOGIA	0.373417	1.995895	1.959881	2.000000	1.912407	2.000000

Elaboramos un nuevo listado de clases, más realista y ajustado a los resultados que deseamos obtener.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.



Los resultados obtenidos son mucho mejores.



13.1.21 Algo. de c. supervisada por máxima probabilidad en capas IR+ RGB.

Classification Algorithm: Maximum Likelihood
 Classification Input Channels: 1,2,3,4
 Classification Training Channel: 5
 Classification Result Channel: 8

Name	Code	Pixels	%Image	Thres	Bias
PIEDRA ANTURA	1	82754	10.50	3.00	1.00
HUMEDAD	2	14819	1.88	3.00	1.00
COLUMNAS 1	3	3846	0.49	3.00	1.00
COLUMNA 2	4	1634	0.21	3.00	1.00
ARTESANADO	5	270668	34.35	3.00	1.00
SIN DATOS	6	404528	51.34	3.00	1.00
PATOLOGIA	7	9644	1.22	3.00	1.00
NULL	0	0	0.00		
Total		787893	100.00		

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

CONFUSION MATRIX

_____Areas_____ Percent Pixels Classified by Code _____

Name	Code	Pixels	1	2	3	4	5	6	7
PIEDRA ANTURA	1	3526	99.97	0.00	0.00	0.00	0.03	0.00	0.00
HUMEDAD	2	33	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
COLUMNAS 1	3	196	0.00	0.00	93.88	0.00	6.12	0.00	0.00
COLUMNA 2	4	59	0.00	0.00	0.00	98.31	1.69	0.00	0.00
ARTESANADO	5	282	0.00	0.00	0.35	0.00	99.29	0.00	0.35
SIN DATOS	6	2890	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00
PATOLOGIA	7	40	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00

Average accuracy = 98.78 %

Overall accuracy = 99.77 %

KAPPA COEFFICIENT = 0.99605 Standard Deviation = 0.00098

Confidence Level :

99% 0.99605 +/- 0.00254

95% 0.99605 +/- 0.00193

90% 0.99605 +/- 0.00162

TOTALIZATION REPORT for Training Sites

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: NULL code: 0

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA ANTURA	1	79229	10.15	10.06
HUMEDAD	2	14786	1.89	1.88
COLUMNAS 1	3	3661	0.47	0.46
COLUMNA 2	4	1576	0.20	0.20
ARTESANADO	5	270374	34.62	34.32
SIN DATOS	6	401638	51.43	50.98
PATOLOGIA	7	9603	1.23	1.22

Totals 780867 100.00 99.11

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA ANTURA code: 1

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA ANTURA	1	3525	99.97	0.45
ARTESANADO	5	1	0.03	0.00

Totals 3526 100.00 0.45

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: HUMEDAD code: 2

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
HUMEDAD	2	33	100.00	0.00

Totals 33 100.00 0.00

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNAS 1 code: 3

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
COLUMNAS 1	3	184	93.88	0.02
ARTESANADO	5	12	6.12	0.00

Totals 196 100.00 0.02

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNA 2 code: 4

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
COLUMNA 2	4	58	98.31	0.01
ARTESANADO	5	1	1.69	0.00

Totals 59 100.00 0.01

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: ARTESANADO code: 5

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
COLUMNAS 1	3	1	0.35	0.00
ARTESANADO	5	280	99.29	0.04
PATOLOGIA	7	1	0.35	0.00

Totals 282 100.00 0.04

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: SIN DATOS code: 6

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
SIN DATOS	6	2890	100.00	0.37

Totals 2890 100.00 0.37

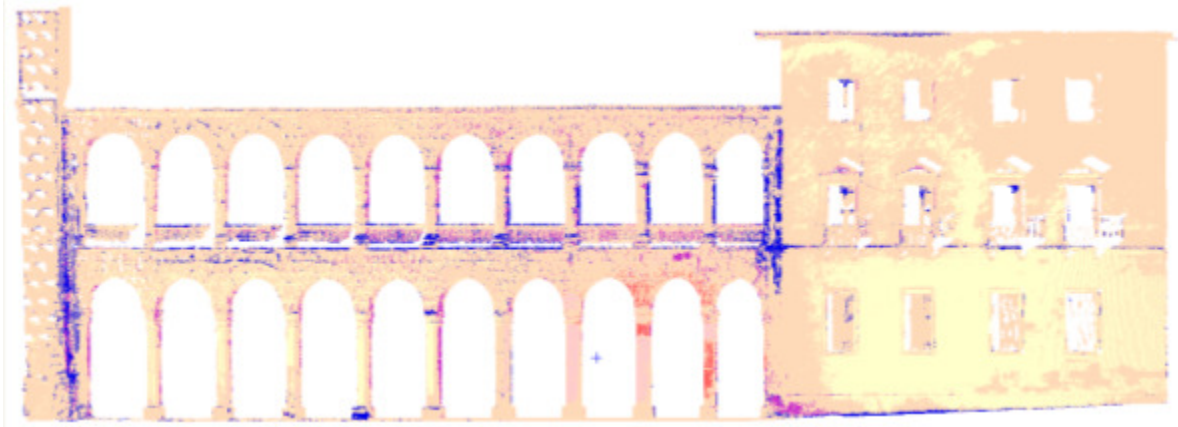
Proyecto fin de Máster en Geotecnologías Cartográficas en Ingeniería y Arquitectura.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PATOLOGIA code: 7

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PATOLOGIA	7	40	100.00	0.01

Totals		40	100.00	0.01
--------	--	----	--------	------



CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

13.1.22 Algo. de clasificación supervisada por paralelepípedos en capas IR+RGB

Classification Algorithm: Parallelepiped
Classification Input Channels: 1,2,3,4
Classification Training Channel: 5
Classification Result Channel: 8

Name	Code	Pixels	%Image	Thres	Bias
PIEDRA ANTURA	1	26037	3.30	3.00	1.00
HUMEDAD	2	7768	0.99	3.00	1.00
COLUMNAS 1	3	1843	0.23	3.00	1.00
COLUMNA 2	4	0	0.00	3.00	1.00
ARTESANADO	5	64864	8.23	3.00	1.00
SIN DATOS	6	404528	51.34	3.00	1.00
PATOLOGIA	7	4508	0.57	3.00	1.00
NULL	0	259329	32.91		
Overlap	255	19016	2.41		
Total		787893	100.00		

CONFUSION MATRIX

_____Areas_____ Percent Pixels Classified by Code _____

Name	Code	Pixels	0	1	2	3	5	6	7	255
PIEDRA ANTURA	1	3526	0.28	66.45	0.00	0.00	0.94	0.00	0.00	32.33
HUMEDAD	2	33	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
COLUMNAS 1	3	196	0.00	0.00	0.00	41.33	5.61	0.00	0.00	53.06
COLUMNA 2	4	59	0.00	0.00	0.00	0.00	1.69	0.00	0.00	98.31
ARTESANADO	5	282	3.19	0.00	0.00	0.00	81.91	0.00	0.71	14.18
SIN DATOS	6	2890	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00
PATOLOGIA	7	40	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	92.50	7.50

Average accuracy = 80.37 %
Overall accuracy = 80.59 %

KAPPA COEFFICIENT = 0.76009 Standard Deviation = 0.00653

Confidence Level :
99% 0.76009 +/- 0.01685
95% 0.76009 +/- 0.01280
90% 0.76009 +/- 0.01075

TOTALIZATION REPORT for Training Sites

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: NULL code: 0

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA ANTURA	1	23694	3.03	3.01
HUMEDAD	2	7735	0.99	0.98
COLUMNAS 1	3	1762	0.23	0.22
ARTESANADO	5	64588	8.27	8.20
SIN DATOS	6	401638	51.43	50.98
PATOLOGIA	7	4469	0.57	0.57
Class-255	255	17671	2.26	2.24
NULL	0	259310	33.21	32.91
Totals		780867	100.00	99.11

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA ANTURA code: 1

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA ANTURA	1	2343	66.45	0.30
ARTESANADO	5	33	0.94	0.00
Class-255	255	1140	32.33	0.14
NULL	0	10	0.28	0.00
Totals		3526	100.00	0.45

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: HUMEDAD code: 2

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
HUMEDAD	2	33	100.00	0.00
Totals		33	100.00	0.00

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNAS 1 code: 3

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
COLUMNAS 1	3	81	41.33	0.01
ARTESANADO	5	11	5.61	0.00
Class-255	255	104	53.06	0.01
Totals		196	100.00	0.02

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNA 2 code: 4

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
ARTESANADO	5	1	1.69	0.00
Class-255	255	58	98.31	0.01
Totals		59	100.00	0.01

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: ARTESANADO code: 5

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
ARTESANADO	5	231	81.91	0.03
PATOLOGIA	7	2	0.71	0.00
Class-255	255	40	14.18	0.01
NULL	0	9	3.19	0.00
Totals		282	100.00	0.04

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: SIN DATOS code: 6

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
SIN DATOS	6	2890	100.00	0.37
Totals		2890	100.00	0.37

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PATOLOGIA code: 7

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PATOLOGIA	7	37	92.50	0.00
Class-255	255	3	7.50	0.00
Totals		40	100.00	0.01



13.1.22.1 Paralepípedos con TIE BREAKS

Classification Algorithm: Parallelepiped (with Maximum Likelihood Tie Resolution)

Classification Input Channels: 1,2,3,4

Classification Training Channel: 5

Classification Result Channel: 8

Name	Code	Pixels	%Image	Thres	Bias
PIEDRA ANTURA	1	36567	4.64	3.00	1.00
HUMEDAD	2	7814	0.99	3.00	1.00
COLUMNAS 1	3	3901	0.50	3.00	1.00
COLUMNA 2	4	1621	0.21	3.00	1.00
ARTESANADO	5	68577	8.70	3.00	1.00
SIN DATOS	6	404528	51.34	3.00	1.00
PATOLOGIA	7	5556	0.71	3.00	1.00
NULL	0	259329	32.91		
Total		787893	100.00		

CONFUSION MATRIX

____ Areas ____ Percent Pixels Classified by Code ____

Name	Code	Pixels	0	1	2	3	4	5	6	7
PIEDRA ANTURA	1	3526	0.28	98.78	0.00	0.00	0.00	0.94	0.00	0.00
HUMEDAD	2	33	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Proyecto fin de Máster en Geotecnologías Cartográficas en Ingeniería y Arquitectura.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

COLUMNAS 1	3	196	0.00	0.00	0.00	93.37	0.00	6.63	0.00	0.00
COLUMNA 2	4	59	0.00	0.00	0.00	98.31	1.69	0.00	0.00	0.00
ARTESANADO	5	282	3.19	0.00	0.00	0.71	0.00	95.39	0.00	0.71
SIN DATOS	6	2890	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00
PATOLOGIA	7	40	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00

Average accuracy = 97.98 %
Overall accuracy = 99.00 %

KAPPA COEFFICIENT = 0.98280 Standard Deviation = 0.00203

Confidence Level :
99% 0.98280 +/- 0.00524
95% 0.98280 +/- 0.00398
90% 0.98280 +/- 0.00334

TOTALIZATION REPORT for Training Sites

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: NULL code: 0

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA ANTURA	1	33084	4.24	4.20
HUMEDAD	2	7781	1.00	0.99
COLUMNAS 1	3	3716	0.48	0.47
COLUMNA 2	4	1563	0.20	0.20
ARTESANADO	5	68261	8.74	8.66
SIN DATOS	6	401638	51.43	50.98
PATOLOGIA	7	5514	0.71	0.70
NULL	0	259310	33.21	32.91

Totals		780867	100.00	99.11

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA ANTURA code: 1

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA ANTURA	1	3483	98.78	0.44
ARTESANADO	5	33	0.94	0.00
NULL	0	10	0.28	0.00

Totals		3526	100.00	0.45

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: HUMEDAD code: 2

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
HUMEDAD	2	33	100.00	0.00

Totals		33	100.00	0.00

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNAS 1 code: 3

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
COLUMNAS 1	3	183	93.37	0.02
ARTESANADO	5	13	6.63	0.00

Totals		196	100.00	0.02

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNA 2 code: 4

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
COLUMNA 2	4	58	98.31	0.01
ARTESANADO	5	1	1.69	0.00

Totals		59	100.00	0.01

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: ARTESANADO code: 5

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
COLUMNAS 1	3	2	0.71	0.00
ARTESANADO	5	269	95.39	0.03
PATOLOGIA	7	2	0.71	0.00
NULL	0	9	3.19	0.00

Totals		282	100.00	0.04

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: SIN DATOS code: 6

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
SIN DATOS	6	2890	100.00	0.37

Totals		2890	100.00	0.37

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PATOLOGIA code: 7

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PATOLOGIA	7	40	100.00	0.01

Totals		40	100.00	0.01

Proyecto fin de Máster en Geotecnologías Cartográficas en Ingeniería y Arquitectura.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.



13.1.23 Algo. de clasificación supervisada por mínima distancia en capa IR+RGB

Classification Algorithm: Minimum Distance
 Classification Input Channels: 1,2,3,4
 Classification Training Channel: 5
 Classification Result Channel: 8

Name	Code	Pixels	%Image	Thres	Bias
PIEDRA ANTURA	1	129201	16.40	3.00	1.00
HUMEDAD	2	78597	9.98	3.00	1.00
COLUMNAS 1	3	39662	5.03	3.00	1.00
COLUMNNA 2	4	5987	0.76	3.00	1.00
ARTESANADO	5	87077	11.05	3.00	1.00
SIN DATOS	6	406057	51.54	3.00	1.00
PATOLOGIA	7	41312	5.24	3.00	1.00
NULL	0	0	0.00		
Total		787893	100.00		

CONFUSION MATRIX

_____Areas_____ Percent Pixels Classified by Code _____

Name	Code	Pixels	1	2	3	4	5	6	7
PIEDRA ANTURA	1	3526	100.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
HUMEDAD	2	33	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
COLUMNAS 1	3	196	0.00	0.00	96.94	0.00	3.06	0.00	0.00
COLUMNNA 2	4	59	0.00	0.00	0.00	98.31	0.00	0.00	1.69
ARTESANADO	5	282	1.77	0.00	5.67	9.57	74.82	0.00	8.16
SIN DATOS	6	2890	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00
PATOLOGIA	7	40	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00

Average accuracy = 95.72 %
 Overall accuracy = 98.89 %

KAPPA COEFFICIENT = 0.98074 Standard Deviation = 0.00214

Confidence Level :
 99% 0.98074 +/- 0.00552
 95% 0.98074 +/- 0.00419
 90% 0.98074 +/- 0.00352

TOTALIZATION REPORT for Training Sites

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: NULL code: 0

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA ANTURA	1	125670	16.09	15.95
HUMEDAD	2	78564	10.06	9.97
COLUMNAS 1	3	39456	5.05	5.01
COLUMNNA 2	4	5902	0.76	0.75
ARTESANADO	5	86860	11.12	11.02
SIN DATOS	6	403167	51.63	51.17
PATOLOGIA	7	41248	5.28	5.24

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Totals 780867 100.00 99.11

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA ANTURA code: 1

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA ANTURA	1	3526	100.00	0.45

Totals 3526 100.00 0.45

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: HUMEDAD code: 2

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
HUMEDAD	2	33	100.00	0.00

Totals 33 100.00 0.00

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNAS 1 code: 3

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
COLUMNAS 1	3	190	96.94	0.02
ARTESANADO	5	6	3.06	0.00

Totals 196 100.00 0.02

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: COLUMNA 2 code: 4

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
COLUMNA 2	4	58	98.31	0.01
PATOLOGIA	7	1	1.69	0.00

Totals 59 100.00 0.01

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: ARTESANADO code: 5

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PIEDRA ANTURA	1	5	1.77	0.00
COLUMNAS 1	3	16	5.67	0.00
COLUMNA 2	4	27	9.57	0.00
ARTESANADO	5	211	74.82	0.03
PATOLOGIA	7	23	8.16	0.00

Totals 282 100.00 0.04

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: SIN DATOS code: 6

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
SIN DATOS	6	2890	100.00	0.37

Totals 2890 100.00 0.37

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PATOLOGIA code: 7

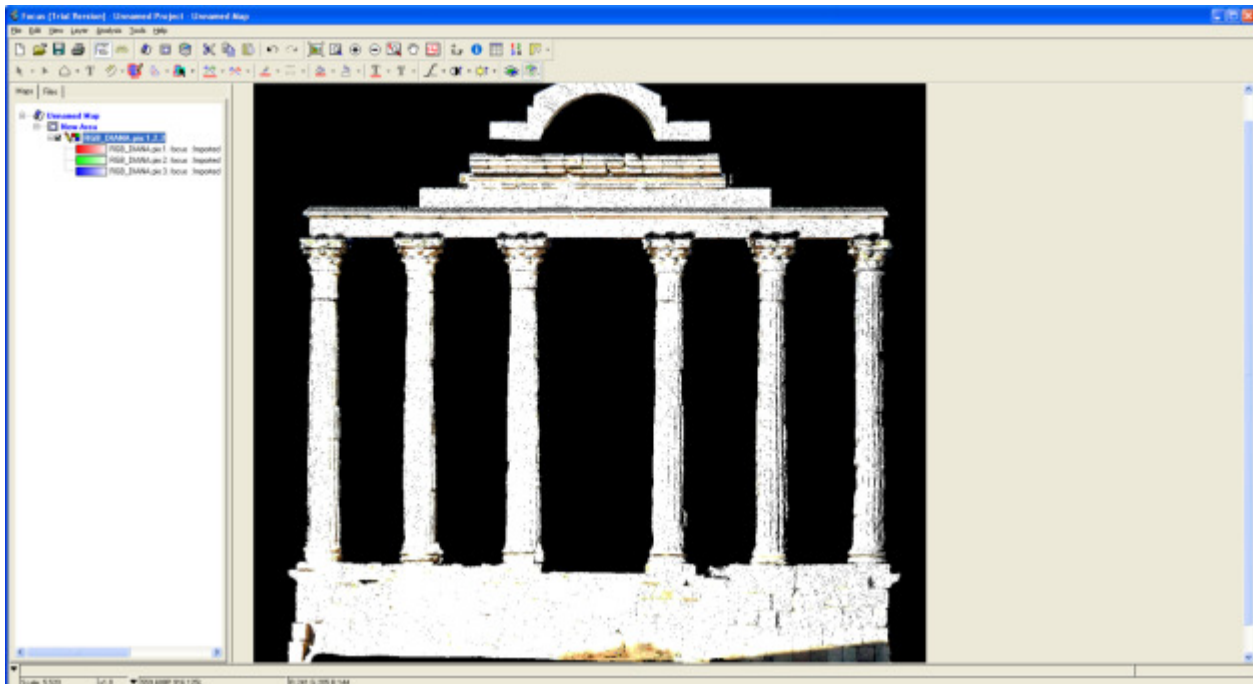
Name	Code	Pixels	%Train	%Image
PATOLOGIA	7	40	100.00	0.01

Totals 40 100.00 0.01



13.2 Templo de Diana

La experiencia obtenida en los trabajos de clasificación del Palacio del Infantado han hecho que no sea necesario trabajar con todas las clasificaciones y combinaciones de capas posibles, realizaremos la clasificación solamente con los algoritmos más eficientes y sobre el conjunto de capas IR+ RGB.



El principal problema en el tratamiento y clasificación de los datos del Templo de Diana ha sido que la captura se realizó en unas circunstancias poco adecuadas para su posterior tratamiento, presentando los datos un índice demasiado alta de radiación solar.



13.2.1 Clasificación infrarrojo+ RGB no supervisada. K-Mean.

Como en el caso del Palacio del Infantado se aplica un número de clúster a priori en función de la observación visual y un estudio de la separación en firmas espectrales, llegando a la conclusión de que el número máximo debería estar en 4 o 6 clases. Aplicamos estos parámetros, primero cuatro clúster, y después seis, pero el resultado que se muestra a continuación parece que no consigue calificar correctamente los elementos.

Classification Algorithm: K-Means Unsupervised
Classification Input Channels: 1,2,3,4
Classification Result Channel: 5

Number of Clusters: 6

Cluster	Pixels	Mean	Std Dev :
(1)	651694	0.00000	0.00100
		0.00000	0.00100
		0.00000	0.00100
		0.00000	0.00100
(2)	18011	0.27450	4.32683
		0.18950	2.96273
		0.11798	2.37487
		196.65677	7.65357
(3)	10546	136.49308	17.91833
		111.33321	16.09885
		79.73838	20.08454
		198.58003	11.16035
(4)	11732	182.43283	19.20484
		156.47946	15.36629
		116.39218	19.62950
		201.12734	10.57415
(5)	12889	231.17139	17.17037
		215.69912	18.46677
		175.06835	22.25809
		200.03491	10.22296
(6)	306380	254.42020	2.44452
		254.46406	2.14585
		253.57394	4.99051
		200.34252	9.40404

Total 1011252



CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Es necesario establecer un número de clúster muy alto para que los resultados de la clasificación sean acordes a los que se observaron en campo.

Classification Algorithm: K-Means Unsupervised
Classification Input Channels: 1,2,3,4
Classification Result Channel: 5

Number of Clusters: 16

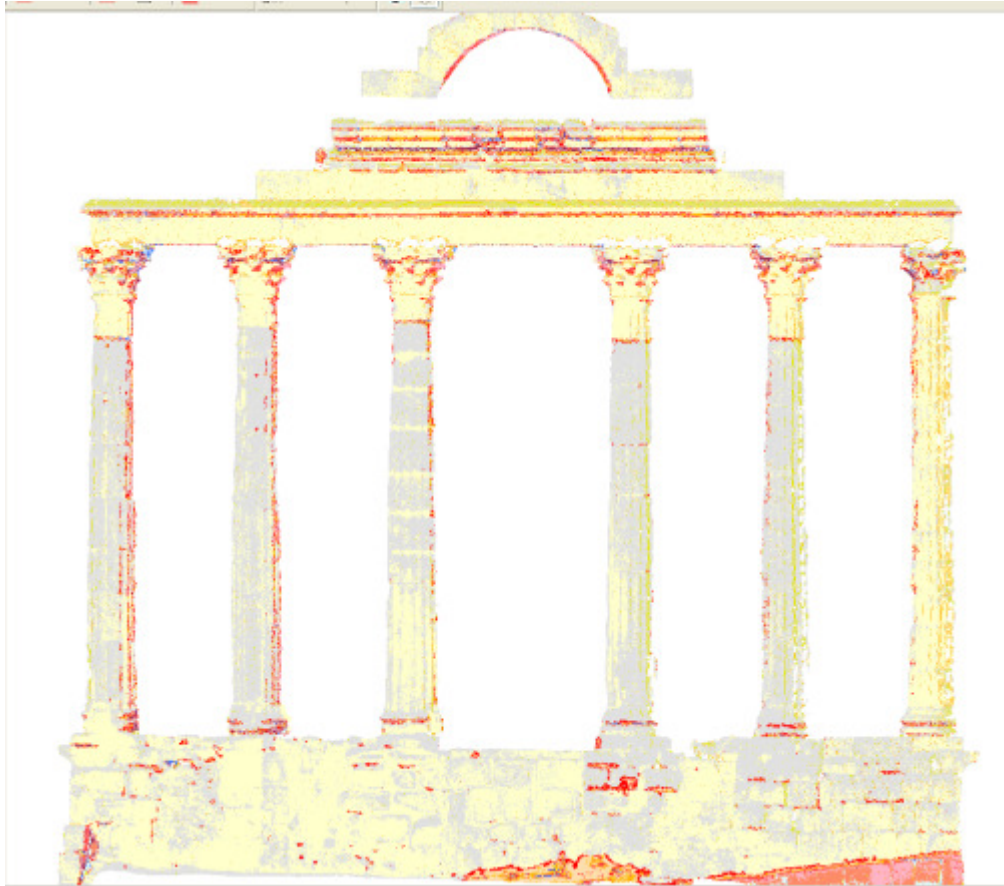
Cluster	Pixels	Mean	Std Dev :
(2)	0	0.00000	0.00000
		0.00000	0.00000
		0.00000	0.00000
		0.00000	0.00000
(1)	651694	0.00000	0.00100
		0.00000	0.00100
		0.00000	0.00100
		0.00000	0.00100
(4)	9033	0.01118	0.75168
		0.00432	0.29775
		0.00033	0.03156
		202.76364	4.31791
(3)	8907	0.01392	0.75997
		0.01145	0.62514
		0.01257	0.69389
		190.49467	4.68800
(6)	753	97.60425	17.16532
		70.50863	11.64368
		38.93360	16.31792
		197.11554	9.75714
(7)	2559	122.89605	10.46303
		97.18679	7.23439
		66.65885	13.20016
		198.54240	8.74727
(9)	4457	138.03612	8.18785
		119.55217	7.74594
		96.01234	8.88106
		198.89298	7.27729
(5)	240	140.95833	18.92414
		134.91250	23.55695
		133.84167	29.84320
		131.79583	22.34456
(8)	2428	156.49176	11.27496
		119.20552	8.64232
		70.83443	9.13471
		201.78089	7.94165
(10)	5594	167.11280	12.62617
		142.00894	6.60735
		105.65695	14.97590
		200.71595	7.89758
(11)	4763	193.53328	13.26710
		164.28595	8.18319
		118.30989	15.18977
		202.85744	8.87305
(12)	5480	210.94635	15.81581
		190.58248	9.16480
		151.33923	15.81699
		201.35146	9.58617
(13)	6560	236.90808	13.73742
		220.44863	11.89800
		176.78171	15.45086
		200.13537	9.14655
(14)	8225	246.67477	9.68034
		244.12085	10.60921
		217.78055	12.92962
		197.48657	9.78386
(15)	135277	254.35226	2.91022
		254.49296	2.06815
		253.94475	2.84013
		192.69741	6.99589

Proyecto fin de Máster en Geotecnologías Cartográficas en Ingeniería y Arquitectura.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

(16) 165282 254.67177 0.91972
254.69950 0.80400
254.32437 2.13860
206.70759 5.66352

Total 1011252



13.2.2 Clasificación infrarrojo+ RGB no supervisada. Fuzzy K-Mean.

En el caso de la clasificación Fuzzy K-Mean podemos obtener una clasificación mejor de los pixel.

Classification Algorithm: Fuzzy K-Means Unsupervised
Classification Input Channels: 1,2,3,4
Classification Result Channel: 6

Number of Clusters: 8

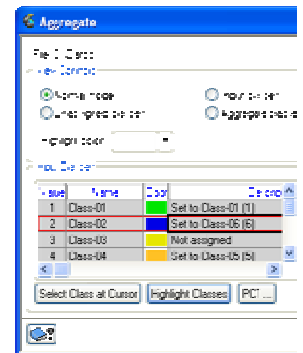
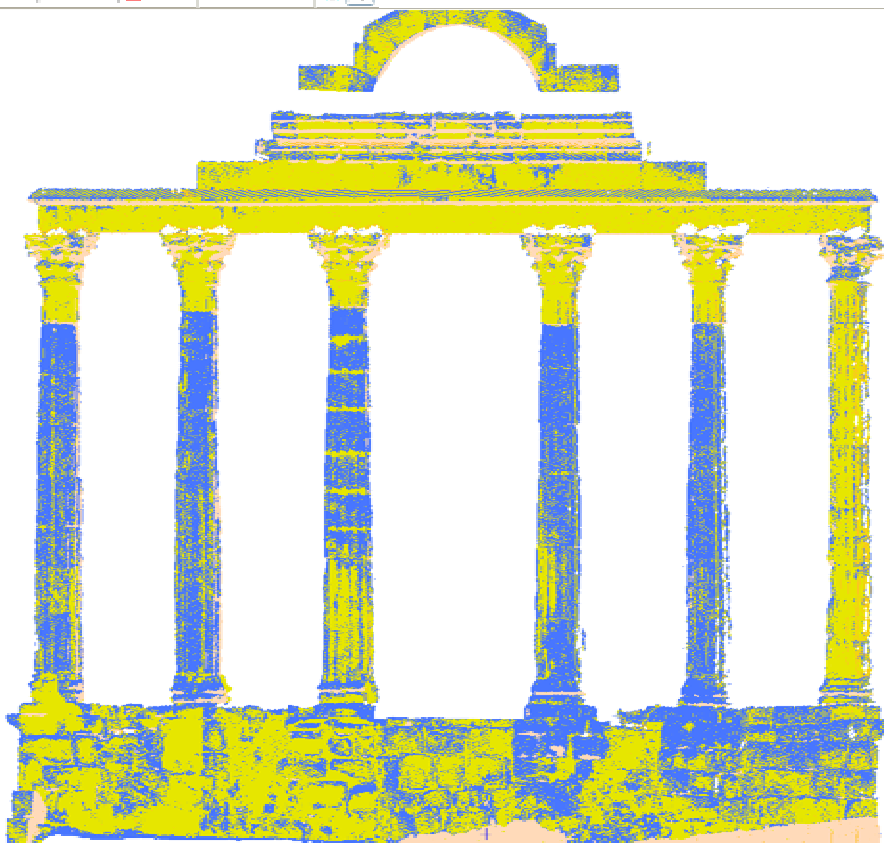
Cluster	Pixels	Mean	Std Dev :
(1)	651694	0.00000	0.00100
		0.00000	0.00100
		0.00000	0.00100
		0.00000	0.00100
(3)	8946	0.28516	4.31743
		0.20300	3.01129
		0.17024	3.07489
		190.46233	4.82921
(2)	9069	0.29397	4.57423
		0.19848	3.10362

Proyecto fin de Máster en Geotecnologías Cartográficas en Ingeniería y Arquitectura.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

	0.08744	1.74545	
	202.76039	4.31580	
(4)	10362	136.04381	17.59525
	110.98379	15.94103	
	79.56977	20.12783	
	198.54729	11.23034	
(5)	11527	181.35655	18.87492
	155.19606	14.90243	
	115.07582	19.30354	
	201.11070	10.52700	
(6)	12919	230.07501	17.62284
	214.07516	18.67005	
	173.18794	22.18751	
	200.20690	10.07148	
(7)	139676	254.15519	3.42882
	254.25057	2.91465	
	253.02430	6.13621	
	192.70566	7.03664	
(8)	167059	254.61910	1.22382
	254.61233	1.39850	
	253.93941	4.25548	
	206.71701	5.64254	

Total	1011252		



13.2.3 Clasificación infrarrojo + RGB no supervisada. ISODATA

Classification Algorithm: Isodata Unsupervised
 Classification Input Channels: 1,2,3,4
 Classification Result Channel: 7

Number of Clusters: 11

Cluster Pixels Mean Std Dev :

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

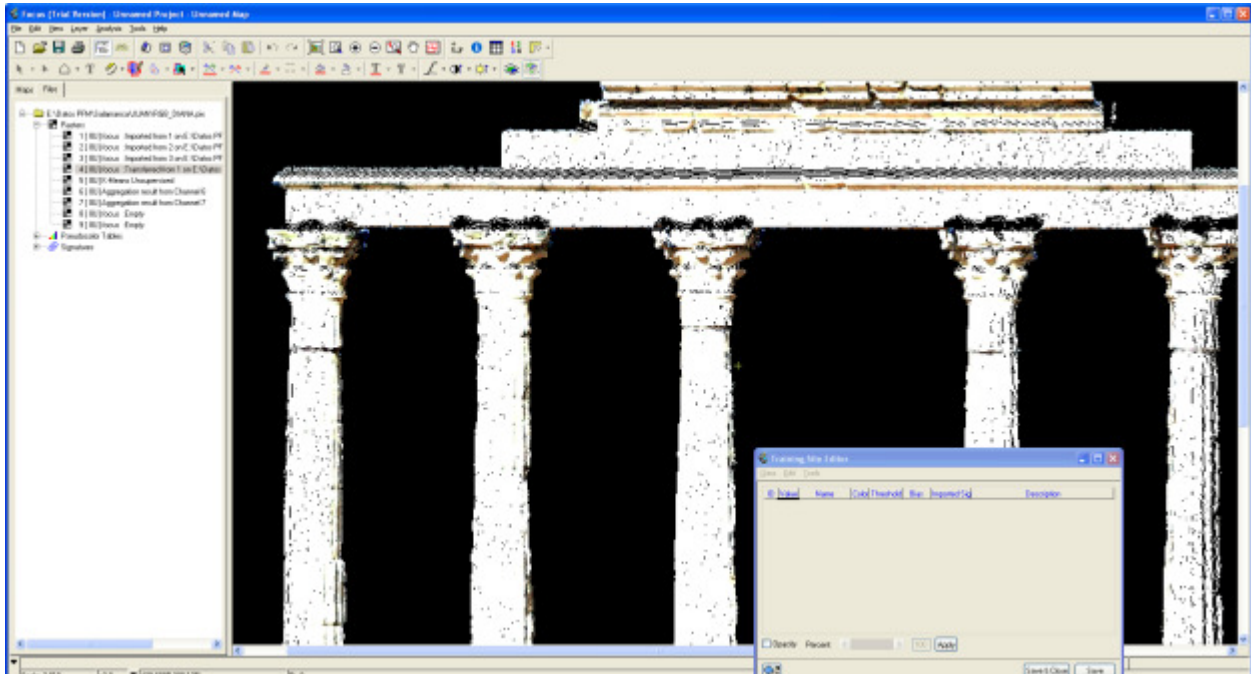
(1)	651694	0.00000	0.00100
	0.00000	0.00100	
	0.00000	0.00100	
	0.00000	0.00100	
(2)	9033	0.01118	0.75168
	0.00432	0.29775	
	0.00033	0.03156	
	202.76364	4.31791	
(3)	8913	0.04903	1.59390
	0.03388	1.07049	
	0.02951	1.19496	
	190.48861	4.71005	
(4)	1245	103.79759	16.36602
	77.23614	11.97583	
	46.28434	17.55810	
	197.35984	9.53534	
(5)	4078	133.58632	13.40448
	105.36538	7.77323	
	70.89701	12.20023	
	199.50319	9.63064	
(6)	5900	145.00373	10.65815
	124.79102	7.90078	
	97.84305	13.14722	
	197.76814	13.25922	
(7)	6622	176.67095	13.74211
	146.95530	8.59250	
	104.14920	15.95008	
	201.37315	8.78605	
(8)	5911	199.72898	15.70997
	176.66994	9.86280	
	136.20504	16.88950	
	201.53324	11.25756	
(9)	7363	229.72905	15.84146
	210.18430	11.67940	
	167.31672	16.22263	
	200.52071	10.02100	
(10)	9019	244.38752	11.71378
	240.66005	12.11126	
	211.30646	16.43490	
	196.73711	12.97094	
(11)	301474	254.54049	1.80349
	254.60973	1.33005	
	254.07898	2.78825	
	200.42842	9.26700	

Total 1011252



13.2.4 Clasificación por algoritmos supervisados

El problema que presentan las capas RGB es que debido a las condiciones de toma la imagen has quedado totalmente inservible para su clasificación supervisada.

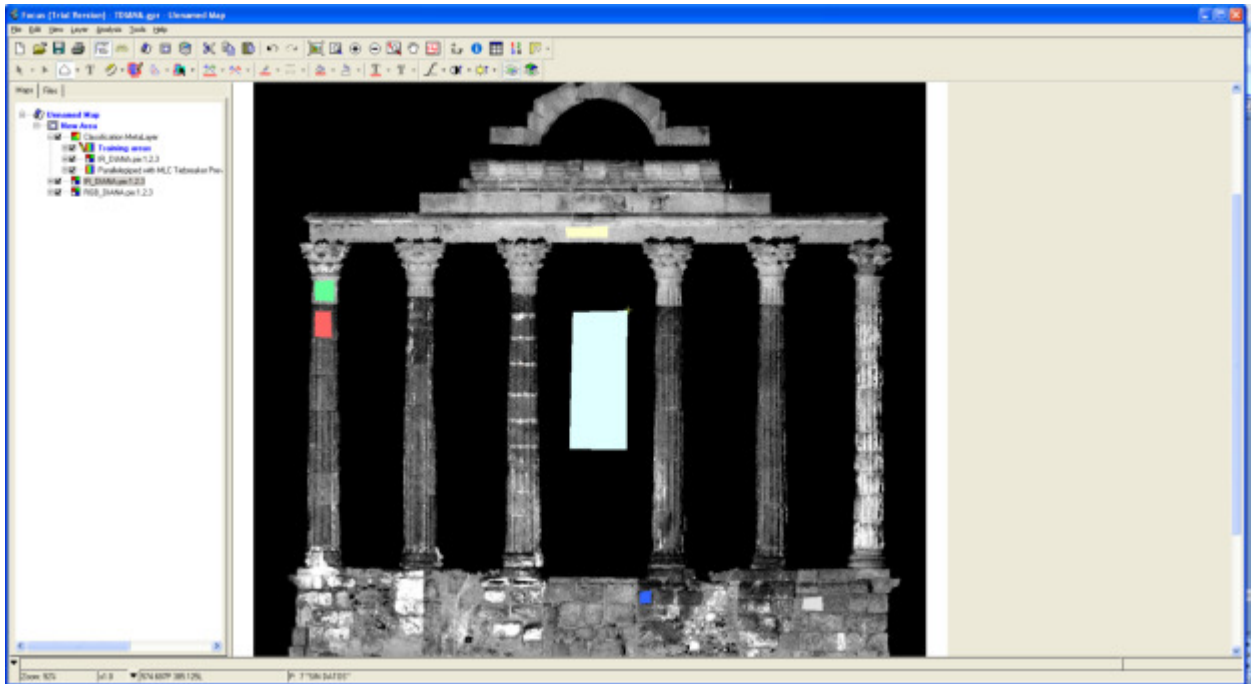


Así que esta operación la hemos realizado solamente sobre la capa infra roja.



Áreas de entrenamiento

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.



13.2.5 Clasificación infrarrojo+ RGB supervisada por paralelepíedros.

Classification Algorithm: Parallelepiped
 Classification Input Channels: 1
 Classification Training Channel: 4
 Classification Result Channel: 5

Name	Code	Pixels	%Image	Thres	Bias
BUENA CONSERV	1	0	0.00	3.00	1.00
MALA SONSERVA	2	0	0.00	3.00	1.00
HUMEDADES	3	5006	0.50	3.00	1.00
PIEDRA NATURA	4	0	0.00	3.00	1.00
JUNTAS	5	6321	0.63	3.00	1.00
GRANITO	6	0	0.00	3.00	1.00
SIN DATOS	7	651694	64.44	3.00	1.00
NULL	0	3946	0.39		
Overlap	255	344285	34.05		
Total		1011252	100.00		

CONFUSION MATRIX

Areas		Percent Pixels Classified by Code					
Name	Code	Pixels	0	3	5	7	255
BUENA CONSERV	1	910	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00
MALA SONSERVA	2	1011	0.00	0.79	0.00	0.00	99.21
HUMEDADES	3	318	0.31	3.14	0.00	0.00	96.54
PIEDRA NATURA	4	612	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00
JUNTAS	5	14	0.00	0.00	21.43	0.00	78.57
GRANITO	6	1064	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00
SIN DATOS	7	18187	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00

Average accuracy = 41.52 %
 Overall accuracy = 98.28 %

KAPPA COEFFICIENT = 0.97661 Standard Deviation = 0.00207

Confidence Level :
 99% 0.97661 +/- 0.00535
 95% 0.97661 +/- 0.00406
 90% 0.97661 +/- 0.00341

TOTALIZATION REPORT for Training Sites

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: NULL code: 0

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
HUMEDADES	3	4988	0.50	0.49
JUNTAS	5	6318	0.64	0.62
SIN DATOS	7	633507	64.05	62.65
Class-255	255	340378	34.41	33.66
NULL	0	3945	0.40	0.39

Totals		989136	100.00	97.81

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: BUENA CONSERV code: 1

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
Class-255	255	910	100.00	0.09

Totals		910	100.00	0.09

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: MALA SONSERVA code: 2

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
HUMEDADES	3	8	0.79	0.00
Class-255	255	1003	99.21	0.10

Totals		1011	100.00	0.10

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: HUMEDADES code: 3

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
HUMEDADES	3	10	3.14	0.00
Class-255	255	307	96.54	0.03
NULL	0	1	0.31	0.00

Totals		318	100.00	0.03

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA NATURA code: 4

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
Class-255	255	612	100.00	0.06

Totals		612	100.00	0.06

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: JUNTAS code: 5

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
JUNTAS	5	3	21.43	0.00
Class-255	255	11	78.57	0.00

Totals		14	100.00	0.00

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: GRANITO code: 6

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
Class-255	255	1064	100.00	0.11

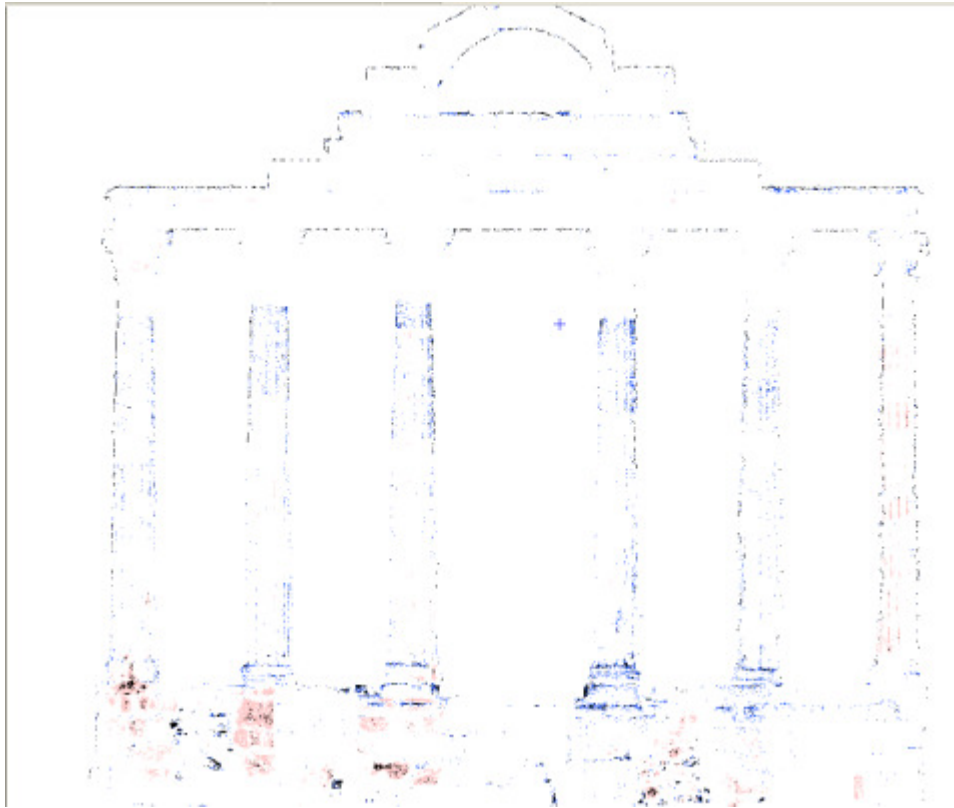
Totals		1064	100.00	0.11

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: SIN DATOS code: 7

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
SIN DATOS	7	18187	100.00	1.80

Totals		18187	100.00	1.80

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.



CON TIE BREAKER

Classification Algorithm: Paralleliped (with Maximum Likelihood Tie Resolution)
 Classification Input Channels: 1
 Classification Training Channel: 4
 Classification Result Channel: 5

Name	Code	Pixels	%Image	Thres	Bias
BUENA CONSERV	1	85373	8.44	3.00	1.00
MALA SONSERVA	2	47884	4.74	3.00	1.00
HUMEDADES	3	50132	4.96	3.00	1.00
PIEDRA NATURA	4	114444	11.32	3.00	1.00
JUNTAS	5	18618	1.84	3.00	1.00
GRANITO	6	39161	3.87	3.00	1.00
SIN DATOS	7	651694	64.44	3.00	1.00
NULL	0	3946	0.39		
Total		1011252	100.00		

CONFUSION MATRIX

Areas		Percent Pixels Classified by Code								
Name	Code	Pixels	0	1	2	3	4	5	6	7
BUENA CONSERV	1	910	0.00	45.49	0.00	0.00	11.98	2.86	39.67	0.00
MALA SONSERVA	2	1011	0.00	0.30	45.60	23.05	31.06	0.00	0.00	0.00
HUMEDADES	3	318	0.31	0.31	34.91	52.20	12.26	0.00	0.00	0.00
PIEDRA NATURA	4	612	0.00	9.31	22.22	1.14	66.99	0.00	0.33	0.00
JUNTAS	5	14	0.00	7.14	0.00	0.00	0.00	57.14	35.71	0.00
GRANITO	6	1064	0.00	16.64	0.00	0.00	0.09	9.21	74.06	0.00
SIN DATOS	7	18187	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00

Average accuracy = 63.07 %
 Overall accuracy = 92.39 %

KAPPA COEFFICIENT = 0.76023 Standard Deviation = 0.00443

Confidence Level :
 99% 0.76023 +/- 0.01143
 95% 0.76023 +/- 0.00868
 90% 0.76023 +/- 0.00729

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

TOTALIZATION REPORT for Training Sites

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: NULL code: 0

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
BUENA CONSERV	1	84720	8.57	8.38
MALA SONSERVA	2	47176	4.77	4.67
HUMEDADES	3	49726	5.03	4.92
PIEDRA NATURA	4	113571	11.48	11.23
JUNTAS	5	18486	1.87	1.83
GRANITO	6	38005	3.84	3.76
SIN DATOS	7	633507	64.05	62.65
NULL	0	3945	0.40	0.39

Totals		989136	100.00	97.81

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: BUENA CONSERV code: 1

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
BUENA CONSERV	1	414	45.49	0.04
PIEDRA NATURA	4	109	11.98	0.01
JUNTAS	5	26	2.86	0.00
GRANITO	6	361	39.67	0.04

Totals		910	100.00	0.09

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: MALA SONSERVA code: 2

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
BUENA CONSERV	1	3	0.30	0.00
MALA SONSERVA	2	461	45.60	0.05
HUMEDADES	3	233	23.05	0.02
PIEDRA NATURA	4	314	31.06	0.03

Totals		1011	100.00	0.10

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: HUMEDADES code: 3

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
BUENA CONSERV	1	1	0.31	0.00
MALA SONSERVA	2	111	34.91	0.01
HUMEDADES	3	166	52.20	0.02
PIEDRA NATURA	4	39	12.26	0.00
NULL	0	1	0.31	0.00

Totals		318	100.00	0.03

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA NATURA code: 4

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
BUENA CONSERV	1	57	9.31	0.01
MALA SONSERVA	2	136	22.22	0.01
HUMEDADES	3	7	1.14	0.00
PIEDRA NATURA	4	410	66.99	0.04
GRANITO	6	2	0.33	0.00

Totals		612	100.00	0.06

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: JUNTAS code: 5

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
BUENA CONSERV	1	1	7.14	0.00
JUNTAS	5	8	57.14	0.00
GRANITO	6	5	35.71	0.00

Totals		14	100.00	0.00

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: GRANITO code: 6

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
BUENA CONSERV	1	177	16.64	0.02
PIEDRA NATURA	4	1	0.09	0.00
JUNTAS	5	98	9.21	0.01
GRANITO	6	788	74.06	0.08

Totals		1064	100.00	0.11

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: SIN DATOS code: 7

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
SIN DATOS	7	18187	100.00	1.80

Totals		18187	100.00	1.80

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.



13.2.6 Clasificación infrarrojo+ RGB supervisada por mínima distancia.

Classification Algorithm: Minimum Distance
 Classification Input Channels: 1
 Classification Training Channel: 4
 Classification Result Channel: 5

Name	Code	Pixels	%Image	Thres	Bias
BUENA CONSERV	1	96219	9.51	3.00	1.00
MALA SONSERVA	2	37639	3.72	3.00	1.00
HUMEDADES	3	63830	6.31	3.00	1.00
PIEDRA NATURA	4	114444	11.32	3.00	1.00
JUNTAS	5	23721	2.35	3.00	1.00
GRANITO	6	23689	2.34	3.00	1.00
SIN DATOS	7	651710	64.45	3.00	1.00
NULL	0	0	0.00		
Total		1011252	100.00		

CONFUSION MATRIX

Areas Percent Pixels Classified by Code

Name	Code	Pixels	1	2	3	4	5	6	7
BUENA CONSERV	1	910	55.93	0.00	0.00	11.98	5.38	26.70	0.00
MALA SONSERVA	2	1011	0.30	35.91	32.74	31.06	0.00	0.00	0.00
HUMEDADES	3	318	0.31	22.33	65.09	12.26	0.00	0.00	0.00
PIEDRA NATURA	4	612	9.48	20.59	2.78	66.99	0.00	0.16	0.00
JUNTAS	5	14	7.14	0.00	0.00	0.00	71.43	21.43	0.00
GRANITO	6	1064	28.01	0.00	0.00	0.09	22.65	49.25	0.00
SIN DATOS	7	18187	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00

Average accuracy = 63.51 %
 Overall accuracy = 91.38 %

KAPPA COEFFICIENT = 0.72884 Standard Deviation = 0.00447

Confidence Level :
 99% 0.72884 +/- 0.01153

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

95% 0.72884 +/- 0.00876
90% 0.72884 +/- 0.00735

TOTALIZATION REPORT for Training Sites

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: NULL code: 0

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
BUENA CONSERV	1	95349	9.64	9.43
MALA SONSERVA	2	37079	3.75	3.67
HUMEDADES	3	63275	6.40	6.26
PIEDRA NATURA	4	113571	11.48	11.23
JUNTAS	5	23421	2.37	2.32
GRANITO	6	22918	2.32	2.27
SIN DATOS	7	633523	64.05	62.65

Totals		989136	100.00	97.81

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: BUENA CONSERV code: 1

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
BUENA CONSERV	1	509	55.93	0.05
PIEDRA NATURA	4	109	11.98	0.01
JUNTAS	5	49	5.38	0.00
GRANITO	6	243	26.70	0.02

Totals		910	100.00	0.09

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: MALA SONSERVA code: 2

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
BUENA CONSERV	1	3	0.30	0.00
MALA SONSERVA	2	363	35.91	0.04
HUMEDADES	3	331	32.74	0.03
PIEDRA NATURA	4	314	31.06	0.03

Totals		1011	100.00	0.10

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: HUMEDADES code: 3

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
BUENA CONSERV	1	1	0.31	0.00
MALA SONSERVA	2	71	22.33	0.01
HUMEDADES	3	207	65.09	0.02
PIEDRA NATURA	4	39	12.26	0.00

Totals		318	100.00	0.03

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA NATURA code: 4

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
BUENA CONSERV	1	58	9.48	0.01
MALA SONSERVA	2	126	20.59	0.01
HUMEDADES	3	17	2.78	0.00
PIEDRA NATURA	4	410	66.99	0.04
GRANITO	6	1	0.16	0.00

Totals		612	100.00	0.06

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: JUNTAS code: 5

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
BUENA CONSERV	1	1	7.14	0.00
JUNTAS	5	10	71.43	0.00
GRANITO	6	3	21.43	0.00

Totals		14	100.00	0.00

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: GRANITO code: 6

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
BUENA CONSERV	1	298	28.01	0.03
PIEDRA NATURA	4	1	0.09	0.00
JUNTAS	5	241	22.65	0.02
GRANITO	6	524	49.25	0.05

Totals		1064	100.00	0.11

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: SIN DATOS code: 7

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
SIN DATOS	7	18187	100.00	1.80

Totals		18187	100.00	1.80

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.



13.2.7 Clasificación infrarrojo + RGB supervisada por máxima probabilidad.

Classification Algorithm: Maximum Likelihood
 Classification Input Channels: 1
 Classification Training Channel: 4
 Classification Result Channel: 5

Name	Code	Pixels	%Image	Thres	Bias
BUENA CONSERV	1	85373	8.44	3.00	1.00
MALA SONSERVA	2	47884	4.74	3.00	1.00
HUMEDADES	3	53601	5.30	3.00	1.00
PIEDRA NATURA	4	114444	11.32	3.00	1.00
JUNTAS	5	19095	1.89	3.00	1.00
GRANITO	6	39161	3.87	3.00	1.00
SIN DATOS	7	651694	64.44	3.00	1.00
NULL	0	0	0.00		
Total		1011252	100.00		

CONFUSION MATRIX

____Areas____ ____Percent Pixels Classified by Code____

Name	Code	Pixels	1	2	3	4	5	6	7
BUENA CONSERV	1	910	45.49	0.00	0.00	11.98	2.86	39.67	0.00
MALA SONSERVA	2	1011	0.30	45.60	23.05	31.06	0.00	0.00	0.00
HUMEDADES	3	318	0.31	34.91	52.52	12.26	0.00	0.00	0.00
PIEDRA NATURA	4	612	9.31	22.22	1.14	66.99	0.00	0.33	0.00
JUNTAS	5	14	7.14	0.00	0.00	0.00	57.14	35.71	0.00
GRANITO	6	1064	16.64	0.00	0.00	0.09	9.21	74.06	0.00
SIN DATOS	7	18187	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00

Average accuracy = 63.12 %

Overall accuracy = 92.40 %

KAPPA COEFFICIENT = 0.76037 Standard Deviation = 0.00443

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Confidence Level :
99% 0.76037 +/- 0.01143
95% 0.76037 +/- 0.00868
90% 0.76037 +/- 0.00728

TOTALIZATION REPORT for Training Sites

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: NULL code: 0

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
BUENA CONSERV	1	84720	8.57	8.38
MALA SONSERVA	2	47176	4.77	4.67
HUMEDADES	3	53194	5.38	5.26
PIEDRA NATURA	4	113571	11.48	11.23
JUNTAS	5	18963	1.92	1.88
GRANITO	6	38005	3.84	3.76
SIN DATOS	7	633507	64.05	62.65

Totals		989136	100.00	97.81

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: BUENA CONSERV code: 1

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
BUENA CONSERV	1	414	45.49	0.04
PIEDRA NATURA	4	109	11.98	0.01
JUNTAS	5	26	2.86	0.00
GRANITO	6	361	39.67	0.04

Totals		910	100.00	0.09

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: MALA SONSERVA code: 2

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
BUENA CONSERV	1	3	0.30	0.00
MALA SONSERVA	2	461	45.60	0.05
HUMEDADES	3	233	23.05	0.02
PIEDRA NATURA	4	314	31.06	0.03

Totals		1011	100.00	0.10

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: HUMEDADES code: 3

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
BUENA CONSERV	1	1	0.31	0.00
MALA SONSERVA	2	111	34.91	0.01
HUMEDADES	3	167	52.52	0.02
PIEDRA NATURA	4	39	12.26	0.00

Totals		318	100.00	0.03

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: PIEDRA NATURA code: 4

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
BUENA CONSERV	1	57	9.31	0.01
MALA SONSERVA	2	136	22.22	0.01
HUMEDADES	3	7	1.14	0.00
PIEDRA NATURA	4	410	66.99	0.04
GRANITO	6	2	0.33	0.00

Totals		612	100.00	0.06

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: JUNTAS code: 5

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
BUENA CONSERV	1	1	7.14	0.00
JUNTAS	5	8	57.14	0.00
GRANITO	6	5	35.71	0.00

Totals		14	100.00	0.00

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: GRANITO code: 6

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
BUENA CONSERV	1	177	16.64	0.02
PIEDRA NATURA	4	1	0.09	0.00
JUNTAS	5	98	9.21	0.01
GRANITO	6	788	74.06	0.08

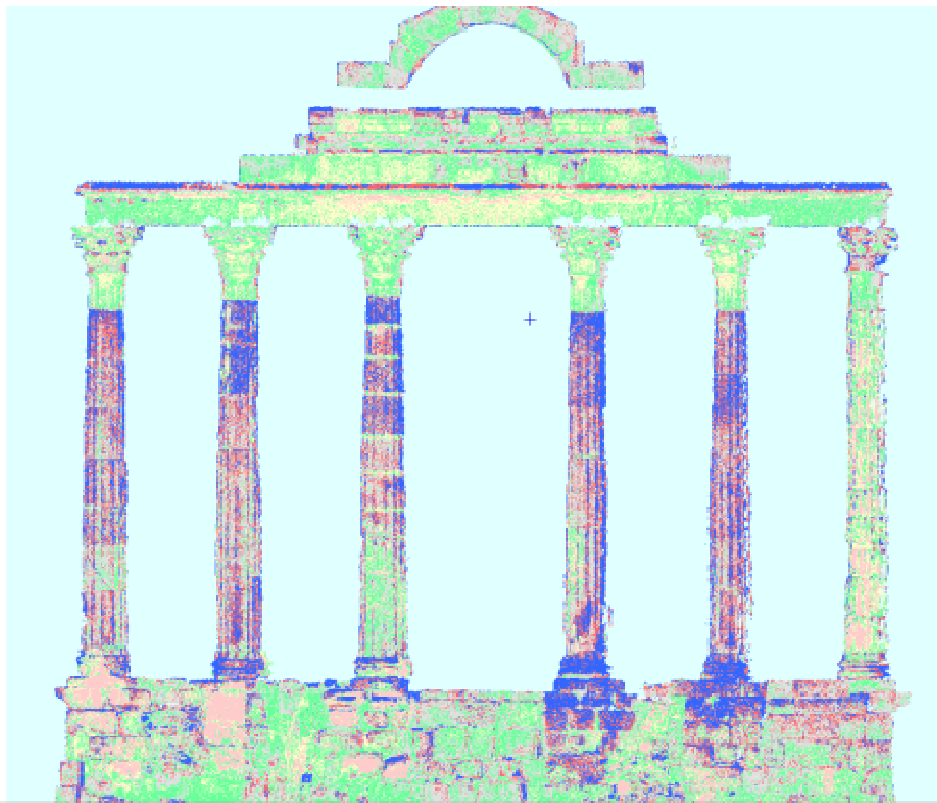
Totals		1064	100.00	0.11

SUBTOTALIZATION REPORT for Training Site: SIN DATOS code: 7

Name	Code	Pixels	%Train	%Image
SIN DATOS	7	18187	100.00	1.80

Totals		18187	100.00	1.80

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.



Class	ID	Value	Name	Color	Type
	1		BUENA CONSERV	Green	
	2		MALA CONSERV	Red	
	3		HUMEDADES	Blue	
	4		PIEDRA NATUR	Yellow	
	5		JUNTAS	White	
	6		GRANITO	Black	
	7		SIN DATOS	Grey	

CON CLASES NULAS



Class	ID	Value	Name	Color	Type
	1		BUENA CONSERV	Red	
	2		MALA CONSERV	Green	
	3		HUMEDADES	Blue	
	4		PIEDRA NATUR	Yellow	
	5		JUNTAS	White	
	6		GRANITO	Black	
	7		SIN DATOS	Grey	

14 BLIBLIOGRAFÍA

Trabajo con láser escáner

Van Genechten, Bjorn (2008). *Teoría y práctica del Escaneado Láser Terrestre*. Leonardo da Vinci.

http://www.heritagedocumentation.org/3Driskmapping/Tutorials/Leonardo_Tutorial_Final_vers5_SPANISH.pdf

Sensores multiespectrales

M. Hemmleb; F. Weritz ; A. Schiemenz ; A. Grote y C. Maierhofer (2003). *Multi-spectral data acquisition and processing techniques for damage detection on building surfaces*.

http://www.isprs.org/proceedings/XXXVI/part5/paper/1260_Dresden06.pdf

Sensores térmicos, multiespectrales y otros

http://www.alphaomega-electronics.com/medidores-manoportables-espectroradiometros-c-328_438.html

<http://www.pcigeomatics.com>

(2002). *Hacer mosaicos de imágenes multibanda con ArcGIS*

<http://www.gabrielortiz.com/index.asp?Info=010>

Estrada Estrada, Reinaldo; Martín Morales, Gustavo; Rodríguez Ramos, Neisy; Galano Duverger, Soltan y Bell-Iloch García, Ina (2010). Metodología para el relleno de las imágenes Landsat 7 ETM+SLC-Off. Implementación del algoritmo Phase 2 Gap-Fill.

<http://www.gabrielortiz.com/index.asp?Info=101>

Patologías en edificación.

Carles Broto (2009). *Enciclopedia Broto de Patologías de la construcción*. Barcelona: Links Internacional.

<http://es.scribd.com/doc/37823484/enciclopedia-de-patologias-de-la-construccion>

Campo Francés, Gema; Nualart Torroja, Anna; Oriola Folch , Marta y Ruiz Recasens, Cristina. *Cambios de color y pH causados por el PVAc en bienes culturales*.

<http://diposit.ub.edu/dspace/bitstream/2445/21389/1/238944.pdf>

Nuevas metodologías para la documentación de patologías

H. González-Jorge, D. Gonzalez-Aguilera, P. Rodriguez-Gonzalvez, P. Arias. Monitoring biological crusts in civil engineering structures using intensity data from terrestrial laser scanners.

Lombillo, Ignacio; Villegas, Luis y GTED. *Metodologías no destructivas aplicadas a la rehabilitación estructural del patrimonio*.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Láser escáner

The terrestrial laser scanner system RIEGL LMS – Z390i.

<http://www.riegl.com/nc/products/terrestrial-scanning/produktdetail/product/scanner/1/>

The terrestrial laser scanner system RIEGL LMS – Z390i.

http://www.riegl.com/uploads/tx_pxriegl/downloads/10_DataSheet_Z390i_20-04-2010.pdf

Rico Jiménez, José de J. (2009). *Construcción de mapas 3D a partir de la extracción de primitivas geométricas obtenidas de datos de un LIDAR*. Centro de Investigación en Ciencias Aplicadas y Tecnología Avanzada. Unidad Querétaro.

<http://itzamna.bnct.ipn.mx:8080/dspace/bitstream/123456789/8109/1/CONSTMAPAS.pdf>

Análisis de los datos laser

T. Voegtle ; I. Schwab y T. Landes. *Influences of different materials on the Measurements of a terrestrial laser scanner (tls)*.

http://www.isprs.org/proceedings/XXXVII/congress/5_pdf/182.pdf

Ramirez, F. A.; Armitage, R. P.; Danson, F. M. y Bandugula, V. (2011). *Characterising phenological changes in North West forests using terrestrial laser scanning: some preliminary results*. School of Environment and Life Sciences, University of Salford

http://www.mangeogsoc.org.uk/pdfs/ramirez_11_1.pdf

García, Mariano; Danson, F. Mark; Riaño, David ; Chuvieco, Emilio; Ramirez, F. Alberto y Bandugula, Vishal (2011). *Terrestrial laser scanning to estimate plot-level forest canopy fuel properties*. Elsevier B.V. All rights reserved.

<http://www.geogra.uah.es/emilio/pdf/garcia2011b.pdf>

Corso Sarmiento, Juan Manuel (2010). *Construcción de un modelo urbano a partir de la tecnología de escáner láser terrestre, enfocado al análisis de la radiación solar*. Barcelona: Universidad Politècnica De Catalunya

<http://upcommons.upc.edu/e-prints/bitstream/2117/12379/3/corso%20projecte%20TD.pdf>

Barcelo Pérez, Carlos. *Conceptos básicos de la transmisión de calor*.

<http://www.bvsde.paho.org/arquitectura/clase31/clase31.htm>

D D Lichti y B R Harvey. *The effects of reflecting surface material properties on time of flight laser scanner measurements*. Australia.

<http://www.isprs.org/proceedings/XXXIV/part4/pdfpapers/180.pdf>

Vain, Ants; Kaasalainen, Sanna; Pyysalo, Ulla; Krooks, Anssi y Litkey, Paula (2009). *Use of Naturally Available Reference Targets to Calibrate Airborne Laser Scanning Intensity Data*. Finland.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Kukko, Antero ; Kaasalainen, Sanna y Litkey, Paula. *Effect of incidence angle on laser scanner intensity and surface data*. Finland.

Pesci, Arianna y Teza, Giordano(2008). *Effects of surface irregularities on intensity data from laser scanning: an experimental approach*.

P. Tymkow, A. Borkowski. *Land cover classification using airborne laser scanning data and photographs*. Poland. Department of Geodesy and Photogrammetry Wroclaw University of Environmental and Life Sciences.

http://www.isprs.org/proceedings/XXXVII/congress/3b_pdf/42.pdf

S. Lemeš, N. Zaimović-Uzunović (2009). *Study of ambient light influence on laser 3d scanning*. Slovenia. Slovenian tool and die development centre.

<http://www.am.unze.ba/papers/327-330.pdf>

Precisiones en láser escáner y elementos perturbadores

Gonzalez-Jorge, Higinio; Solla, Mercedes; Armesto, Julia y Arias, Pedro (2012). *Novel method to determine laser scanner accuracy for applications in civil engineering*. Vigo, Spain: University of Vigo.

http://www.if.pwr.wroc.pl/~optappl/pdf/2012/no1/optappl_4201p43.pdf

Hernández González, Javier (2011). *Análisis de la métrica en los sistemas de medida láser escáner 3D de medio y largo alcance*. Salamanca: Universidad de Salamanca.

http://gredos.usal.es/jspui/bitstream/10366/115549/1/DICT_Hernandez_Gonzalez_F.J._Analisis_de_la_metrica.pdf

Soudarissanane, Sylvie; Lindenbergh, Roderik y Gorte, Ben. *Reducing the error in terrestrial laser scanning by optimizing the measurement set-up*.

Delft Institute of Earth Observation and Space Systems(DEOS) The Netherlands

http://www.isprs.org/proceedings/XXXVII/congress/5_pdf/107.pdf

Staiger, Rudolf (2005) . *The Geometrical Quality of Terrestrial Laser Scanner*.

http://www.fig.net/pub/cairo/ppt/ts_38/ts38_05_staiger_ppt.pdf

Relleno de imágenes de LandSat 7

Ferrero, Susana B.; Palacio, María G. y Campanella, Osvaldo R. (2005). *Análisis de Componentes Principales en Teledetección. Consideraciones estadísticas para optimizar su interpretación*.

<http://www.gabrielortiz.com/index.asp?Info=062a>

Proyecto fin de Máster en Geotecnologías Cartográficas en Ingeniería y Arquitectura.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Clasificación de datos. Supervisada y no supervisada.

Bernabé García, Sergio (2010). *Implementación en GPU del algoritmo K-Means para procesamiento paralelo de imágenes de satélite disponibles en la herramienta Google Maps*. Universidad de Extremadura.

http://www.umbc.edu/rssipl/people/aplaza/TFM_sergiobernabe.pdf

Correa, Christian. *Procesamiento de imágenes para la identificación de uva y follaje usando técnicas de clasificación no supervisadas*. Universidad Politécnica de Madrid.

http://oa.upm.es/7221/1/Barreiro_93.pdf

González, Albano; Pérez, Juan C. y Cerdeña Abidán (2005). *Clasificación no supervisada de nubes en imágenes NOAA-AVHRR. Técnicas de agrupamiento difuso*. XI Congreso Nacional de Teledetección. Puerto de la Cruz, Tenerife.

<http://www.aet.org.es/congresos/xi/ten83.pdf>

L. Núñez-Casillas, M. Arbelo, A. Barreto, P. A. Hernández-Leal, A. Alonso-Benito y A. González-Calvo (2009). *Detección de regiones oceánicas con mayor variabilidad térmica*. Editores: Salomón Montesinos Aranda y Lara Fernández Fornos

<http://www.aet.org.es/congresos/xiii/cal42.pdf>

<http://www.scielo.org.pe/pdf/as/v3n1/a15v3n1.pdf>

http://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=s1405-31952010000600010&script=sci_arttext

Tutorial de percepción remota satelital.

<http://tutorial-percepcion-remota-satelital.blogspot.com.es/2011/04/maximum-likelihood-clasificador-por.html>

J.Straker; M. Blazecka; K. Sharman; S. Woelk ; S. Boorman y J. Kuschminder. Use of remote sensing in reclamation assessment at teck cominco's bullmoose mine site.

<https://circle.ubc.ca/bitstream/id/22072/22%20Straker2%20Paper.pdf>

Gavathe Shailesh Sharad (2005). Detection and Mapping of the Land Use/ Land Cover Types in the "Toledo, Ohio Region" Using Landsat Imageries

<http://people.emich.edu/sgavathe/DetectionAndMappingtheLandUse.pdf>

Geomatica Modeler v10.3 Tutorial. Multiple Signature Generator (CSG2) and Maximum Likelihood Classifier (MLC) Model

http://www.pcigeomatics.com/support/tutorials/pdfs/Geomatica_v103_CSG2_MLC_Tutorial.pdf

J. A. Martín-Fernández, J. Daunis-i-Estadella, y G.Mateu-Figueras. *Clasificación paramétrica de datos composicionales: aproximación metodológica*

http://ima.udg.edu/~jamf/seio2004-Martin_Daunis_Mateu_LARGO.pdf

Proyecto fin de Máster en Geotecnologías Cartográficas en Ingeniería y Arquitectura.

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

Clasificadores estadísticos paramétricos

http://decsai.ugr.es/~cb/indice_tesis.html#parte2

<http://www.um.es/geograf/sigmur/teledet/tema09.pdf>

Kovalevski, Leandro (2011). *Métodos de clasificación no paramétrica*. Universidad Nacional de Rosario, Rosario, Argentina

<http://www.fcecon.unr.edu.ar/web/sites/default/files/u16/Decimocuertas/Kovalevski,%20metodos%20de%20clasificacion.pdf>

J. A. Martín-Fernández, J. Daunis-i-Estadella, y G.Mateu-Figueras. *Clasificación paramétrica de datos composicionales: aproximación metodológica*. Universitat de Girona

http://ima.udg.edu/~jamf/seio2004-Martin_Daunis_Mateu_LARGO.pdf

Niclòs Corts, Raquel ; Estrela Navarro, María José ; Valiente Pardo, José Antonio y Barberà Bisbal María Jesús, (2010). *Clasificación periódica de coberturas terrestres a escala regional con imágenes modis*. Universidad de Valencia.

http://geofocus.rediris.es/2010/Articulo1_2010.pdf

González Rojas, J.C.; Pérez Cutillas, P.; Palazón Ferrando, J. A. *Aplicación de técnicas de clasificación basadas en un sistema de aprendizaje para la generación de un mapa de usos de suelo*.

http://age.ieg.csic.es/metodos/docs/XII_3/115%20-%20Garcia%20Clemente.pdf

González Rojas, J. C.y Palazón Ferrando, J. A. *Uso de imágenes spot-5 para la generación de un mapa de vegetación y usos de sierra espuña (murcia, se españa)*

http://age.ieg.csic.es/metodos/gran_canaria08/ponencia_3/Gonzalez%20y%20Palazon.pdf

Mosaicado de imágenes

Fuentes Álvarez, Mauro A. (2007). *Realizar Panorámicas: PTGui Vs AutoPano Pro y alternativas gratuitas*.

<http://www.fotomaf.com/blog/22/05/2007/realizar-panoramicas-ptgui-vs-autopano-pro-y-alternativas-gratuitas/>

<http://hugin.sourceforge.net/docs/manual/Autopano-sift-C.html>

<http://hugin.sourceforge.net/docs/manual/Hugin.html>

<http://www.softpedia.es/programa-Autopano-SIFT-78224.html>

<http://www.ptgui.com/download.html>

CARACTERIZACIÓN PATOLÓGICA DE FACHADAS HISTÓRICAS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LOS SENSORES LÁSER, MULTIESPECTRALES Y TÉRMICO.

OTROS

Jagannath Hiremagalur; Kin S. Yen; Kevin Akin; Triet Bui; T y A. Lasky y Bahram Ravini, (2007). *Creating Standards and Specifications for the Use of Laser Scanning in Caltrans Projects*. University of California.
<http://archive.cyark.org/temp/CalTransAHMCTLidarFinalReport.pdf>

D. González-Aguilera; P. Rodríguez-Gonzálvez; J. Armesto y P. Arias(2011). *Trimble GX200 and Riegl LMS-Z390i sensor self-calibration*
<http://www.opticsinfobase.org/oe/fulltext.cfm?uri=oe-19-3-2676&id=209767>

http://es.wikipedia.org/wiki/Esc%C3%A1ner_3D

Palomino Palomino, M^a Pilar (2009). *Algoritmo para la localizacion y estimacion de masa forestal a partir de Imagenes LiDAR*. Madrid: Universidad Complutense.
http://eprints.ucm.es/9912/1/Alg_localizacion_estimacion_masa_forestal_lidar.pdf
<http://www.heurema.com/PDF59.htm>

VIDEOS

http://www.youtube.com/watch?v=ER4gWsXE6RU&list=UUJd4IbpzYmPP5t6Mux2bzxw&index=5&feature=plpp_video

Arttu Soinen, Terrasolid (2009). *TerraPhoto User's Guide*.
http://www.terrasolid.fi/system/files/tphoto_2.pdf

MANUALES

http://www.faro.com/FaroIP/Files/File/Techsheets%20Download/ES_SCENE.pdf.PDF

(2001). *Image Works. User's Guide*. Canada: Richmond Hill.
http://www.ucalgary.ca/appinst/doc/geomatica_v91/manuals/iworks.pdf

The terrestrial laser scanner system RIEGL LMS – Z390i.
http://www.riegl.com/uploads/tx_pxriegl/downloads/10_DataSheet_Z390i_20-04-2010.pdf

The terrestrial laser scanner system RIEGL LMS – Z420i.
http://www.upc.edu/pct/documents/equipament/d_289_id-716.pdf