



**VNiVERSIDAD
D SALAMANCA**

CAMPUS DE EXCELENCIA INTERNACIONAL

Doctoral Thesis

University of Salamanca

Department of Business Economics

Doctoral Program in Business Economics

**A PROPOSAL FOR A COMPOSITE INDEX OF
ENVIRONMENTAL PERFORMANCE (CIEP) FOR
COUNTRIES**

THIAGO ALEXANDRE DAS NEVES ALMEIDA
Doctoral student

DRA. ISABEL MARÍA GARCÍA SÁNCHEZ
Supervisor

October, 2015

DOCTORAL THESIS
UNIVERSITY OF SALAMANCA
DEPARTMENT OF BUSINESS ECONOMICS
DOCTORAL PROGRAM IN BUSINESS ECONOMICS



VNiVERSIDAD
DSALAMANCA

CAMPUS DE EXCELENCIA INTERNACIONAL

**A PROPOSAL FOR A COMPOSITE INDEX OF
ENVIRONMENTAL PERFORMANCE (CIEP) FOR
COUNTRIES**

THIAGO ALEXANDRE DAS NEVES ALMEIDA
Doctoral student

DRA. ISABEL MARÍA GARCÍA SÁNCHEZ
Supervisor

Presented in Department of Business Economics
Faculty of Business Economics
University of Salamanca

Salamanca, 2015

Abstract:

In recent years, a body of scientists has dedicated themselves to measuring and explaining the negative impacts on the environment. Some propositions have emerged through the use of different variables and methods. However, the conclusions about ecological damage are still controversial and a subject of current debate. The present study focuses on this agenda. The starting point is the development of an environmental composite index called Composite Index of Environmental Performance (CIEP), used to measure ecological quality within countries. It is developed using 19 single variables grouped into 5 dimensions according to the driving force–pressure–state–exposure–effect–action (DPSEEA) model framework. Moreover, the robustness test is performed in order to check the level of information quality and the rate of the score variation if further methodologies were used. Based on this tool, a ranking is created with 152 analyzed countries over a period 6 years, and then, it is compared with another composite index, the Environmental Performance Index (EPI). Through the comparative analysis, it is observed that the CIEP and EPI used around 20% of the same single variables, and that the rate of ranking variation between both indexes was 21%. Furthermore, an econometric model is developed to analyze the correlation between economic development and environmental performance. The outputs do not support the EKC hypothesis. To conclude, an exploratory model is run in order to explain the ecological quality of the countries studied. Some highlights are found with the produced outputs. It is observed that, in general, the best and the worst environmental performances remain in the same rank during the analyzed period. At the top are the richer, democratic countries, localized in Europe. On the other hand, the worst environmental performances are achieved by the non-democratic and poorest countries, localized in Africa. Furthermore, a positive effect is observed regarding the socio-political aspects on the environmental performance.

Keywords: Composite Indexes of Environmental Performance (CIEP); Economic factors and socio-political characteristics; Environmental Kuznets curve hypothesis.

Resumen:

En los últimos años, los investigadores se han dedicado a medir y explicar los impactos negativos en el medioambiente. Estas propuestas utilizan diferentes variables y métodos fomentando que las conclusiones acerca del desastre ecológico todavía sean polémicas y estén sujetas a debate. El presente trabajo se centra en ese tema, teniendo como punto de partida el desarrollo de un indicador compuesto denominado Indicador Compuesto de Desempeño Medioambiental (en inglés *Composite Index of Environmental Performance –CIEP*), usado para medir la calidad ecológica entre los países. El indicador fue desarrollado usando 19 variables individuales agrupadas en 5 dimensiones de acuerdo con el siguiente modelo teórico: fuerza propulsora-presión-estado-exposición-efecto-acción (en inglés: *driving force–pressure–state–exposure–effect–action, DPSEEA*). Además, se efectúa el examen de robustez para verificar el grado de calidad de la información y la tasa de variación del índice ante cambios en las metodologías seleccionadas. Basandonos en esta herramienta, se construyó un ranking con los 152 países analizados durante un periodo de 6 años, y luego se comparó con otro indicador compuesto, el Environmental Performance Index (EPI). A través del análisis comparativo, se observó que el CIEP y el EPI utiliza alrededor de un 20% de las mismas variables individuales y la tasa de variación en el ranking entre los dos índices es del 21%. También, se desarrolló un modelo econométrico para analizar la correlación entre el desarrollo económico y el desempeño medioambiental. Los resultados no apoyan la hipótesis EKC. Para concluir, se construyó un modelo exploratorio para explicar la calidad ecológica de los países investigados. Se observó que, en general, los mejores y los peores países según su desempeño medioambiental permanecen en la misma posición durante el período analizado. En la parte superior del ranking están los países más ricos, democráticos y situados en Europa. Por otro lado, aquellos con peor desempeño medioambiental se corresponden con los países más pobres y no democráticos, ubicados en África. Estos resultados permiten observar un efecto positivo de los aspectos socio-políticos en la performance medioambiental.

Palabras-claves: Indicador Compuesto de Desempeño Medioambiental (ICDM); factores económicos y características socio-políticas; Hipótesis de la curva medioambiental de Kuznets.

Resumo:

Nos últimos anos, um grupo de pesquisadores tem se dedicado a mensurar e explicar os impactos negativos no meio ambiente. Algumas propostas têm surgido por meio do uso de variáveis e métodos diferentes. Porém, as conclusões sobre os desastres ecológicos ainda são controversas e assunto recorrente nos debates atuais. O presente trabalho está focado nesse tema. O ponto inicial é o desenvolvimento de um indicador composto denominado de Índice Composto de Desempenho Ambiental (versão original: *Composite Index of Environmental Performance – CIEP*), utilizado para mensurar a qualidade ecológica de países. Foi desenvolvido usando 19 variáveis individuais agrupadas em 5 dimensões conforme o modelo teórico: força impulsora–pressão–estado–exposição–efeitos–ação (versão original: *driving force–pressure–state–exposure–effect–action – DPSEEA*). Além disso, realiza-se o teste de robustez, a fim de verificar o grau de qualidade da informação e a taxa de variação do índice se fossem usadas outras metodologias. Com base nessa ferramenta, construiu-se um ranking com os 152 países analisados durante um período de 6 anos, em seguida, comparou-se com outro índice composto. Por meio da análise comparativa, observa-se que o CIEP e o EPI têm aproximadamente 20% das mesmas variáveis individuais, e que a taxa de variação no ranking entre ambos os índices é de 21%. Além disso, desenvolve-se um modelo econométrico para analisar a correlação entre o desenvolvimento econômico e o desempenho ambiental. Os resultados não suportam a hipótese EKC. Para concluir, um modelo exploratório é processado a fim de explicar a qualidade ambiental dos países estudados. Alguns aspectos destacados são encontrados com os resultados gerados. Observa-se que, em geral, os melhores e os piores desempenhos ambientais permanecem na mesma classificação durante o período analisado. No topo estão os países mais ricos, democráticos e localizados na Europa. Por outro lado, as piores performances ambientais são obtidas pelos países mais pobres, não democráticos e localizado na África. Além disso, observa-se um efeito positivo dos aspectos sócio-políticos sob o desempenho ambiental.

Palavras-chave: Índice Composto de Desempenho Ambiental (CIEP); Fatores econômicos e características sócio-políticas; Hipóteses da curva ambiental de Kuznets.

Dedicated to my family,

Wife,
Mother and father (*in memory*),
Grandmother (*in memory*),
Brothers,
Nephews, and
Brothers in law.

Acknowledgment

To CAPES that financed the present research.

To Sabrina Gonçalves Riatto, my wife.

To all my family: Rosilda das Neves Almeida, my mother. Fernando José B. Almeida (*in memory*), my father. Maria Luisa Alves (*in memory*), my grandmother. Cristiano, Juliana, Tércio, Felipe and Matheus, my brothers. Andrew, Vivian, Henrique and Luiza, my nephews. Adriano, Lígia and Ana Karla, my brothers in laws.

To Profa. Dra. Isabel Maria García Sánchez, my tutor. Especially for the opportunity to work together.

To Prof. Dr. Eduardo Jorge Gonçalves Barata and Dr. Luiz Miguel Guilherme da Cruz, my tutors at Coimbra University (Portugal) during my international visiting research. My acknowledgments for the opportunity and welcome me very well.

To Profa. Dra. Renata P. Barros Camara, my co-tutor from Brazil.

To Prof. Dr. Soumyendra Kishore Datta (University of Burdwan – India) and Dra Lúcia Xavier (Brazil), by the reports.

To Paula, Joel, Leidy, Idaisa, Juan, Serhat, Carlos, Simone, Guillermina, Miguel, Angel, Nathalia, Tatiana, Cindy, Victor & Hannah, Carmem, Fernando & Sandra, my classmates.

To Simone Machado, Paulo Adissi & Rosário, Claudia, André, Francisco “Pacco”, Haroldo, Zé, Paulo, Elisa and Glenda (Sevilla), Johana & Cristian (Mallorca), Sara & Fabiano, Karla, Annel, Alisson & Paula, Santiago, Lumy & Willams, Caio & Soni and Raul, Fernanda, Bruna & José (Barcelona), Clovis, Cris (Viseu), Aline, Isabela, Maria Augusta, Adriano, Primo & Amanda, Daniel, Nina & Danilo, Bruno, Bianca, Leo & Carol, Alan & Cris, Karina, Nuno & Maria José, Fred & Priscila, Renata (BSB), some of my friends.

CONTENTS

	List of Figures.....	viii
	List of Tables.....	ix
	INTRODUCTION.....	1
	INTRODUCCIÓN.....	4
CHAPTER 1	A PROPOSAL FOR A COMPOSITE INDEX OF ENVIRONMENTAL PERFORMANCE (CIEP) FOR COUNTRIES.....	8
	1 INTRODUCTION.....	8
	2 ENVIRONMENTAL PERFORMANCE INDICATORS.....	9
	3 METHODOLOGICAL PROCESS FOR BUILDING ENVIRONMENTAL PERFORMANCE COMPOSITE INDICATORS.....	12
	3.1 Development of a theoretical framework.....	12
	3.2 Selection of variables.....	12
	3.3 Imputation of missing data.....	12
	3.4 Remove variables: multivariate analysis.....	12
	3.5 Data normalization.....	13
	3.6 Weighting.....	13
	3.7 Aggregation.....	13
	4 RESULTS AND DISCUSSION.....	14
	4.1 The CIEP Model.....	14
	4.1.1 Population and Sample.....	14
	4.1.2 Development of the framework and selection of variables: the DPSEEA model.....	14
	4.1.3 Imputation of missing data: multiple imputation.....	16
	4.1.4 Elimination of variables using factor analysis.....	16
	4.1.5 Data normalization: Johnson transformation method.....	20
	4.1.6 Weighting of individual indicators: the CRITIC method.....	22
	4.1.7 Aggregation.....	23
	4.2 CIEP utility: countries' ranking and benchmarking of their environmental performance.....	31
	5 CONCLUSIONS.....	33
	FINAL CONSIDERATIONS.....	36
	CONSIDERACIONES FINALES.....	38
	References.....	41
	Annexes.....	53

List of Figures

Chapter 1

1	The driving force–pressure–state–exposure–effect–action model (DPSEEA).....	11
2	Drop contrast (Kaiser).....	19
3	Histogram and normal probability of the WaTMProt original data.....	21
4	Histogram and normal probability for the WaTMProt transformed data.....	22
5	Classification and effects of the variables under the DPSEEA model.....	26
6	CIEP World map.....	33

List of Tables

Chapter 1

1	Factor analysis after imputation.....	17
2	Factor analysis after imputation.....	17
3	KMO and Bartlett's Test.....	18
4	Variance explained.....	18
5	Composition of components.....	19
6	Composition of components' varimax rotation.....	20
7	Normal test.....	21
8	Weights of individual indicators allocated by the CRITIC method.....	23
9	Correlation analysis between individual indicators and dimensions.....	27
10	Weights of the dimensions allocated by the CRITIC method.....	29
11	Correlation analysis between the dimensions and the Environmental Performance Index..	29
12	Ranking for countries with the best environmental performance.....	31
13	Ranking for countries with the worst environmental performance.....	31

INTRODUCTION

1 INTRODUCTION

Over the last decade, people's awareness of ecological issues seems to have been increasing as ecological problems emerge and their negative effects on human health becomes apparent. Recently, concerns about these environmental issues are more apparent when it comes to policy-making, but not to a sufficiently large extent. Environmentalists have criticized the current global economy model and point to signs of ecological damage and its negative effects on human health. Nordhaus (2007) affirms that economic policies should also aim to reduce the rates of gas emission in order to slow down climate change without hindering economic development. Câmara (2014) observed that, to date, only 4% of environmental goals from the Millennium Development Goals (MDG) in the year 2000 have been reached.

In order to improve ecosystem quality, one must discover the size of the environmental problem, in other words: measuring ecological impacts is paramount. The measurement of environmental impacts supports the decision-makers in drawing up public policies that take into account the consequences on ecosystems. Generally, each country has a specific model used to measure environmental impacts. The simplest measurement method of ecological impacts is the use of single variables, for example: gas emission, forest depletion and animal extinction. However, the use of single variables can provide biased information as they do not cover all the ecosystem dimensions. Environmental impact should be represented by as many ecological dimensions as possible, because of the complexity of ecosystems (Babu and Datta, 2013). In this context, the environmental composite indexes (ECI) provide more complete information on the ecological impacts.

Based on the ecological impacts measured by an ECI, governments have more complete information to put public policies into practice, rather than basing their decisions on single variables. Consequently, environmental impacts - when controlled and evidenced in public policies - affect both ecosystems and human health (Câmara, 2014). Furthermore, the ECI can identify the cause of ecological damage and analyze the relationship between the ecosystem and others variables such as economic and social aspects that are connected through public policies.

Few ECI proposals have arisen in the last decade that measure the environmental impacts and support the decision-maker in drawing public policies. In existing literature, there are some ECI models with this goal; not enough, however. The two most well-known models are the Environmental Performance Index (EPI) (Hsu et al., 2013) and the Ecological Footprint (EF) and Biocapacity model. Both models are developed using different methodologies, variables and approaches. The first is developed by the Yale Center for Environmental Law & Policy (YCELP) and is composed of twenty-two single variables grouped in two policy categories that represent effects on human health and impacts on the ecosystem. The EF measures the ecological capacity to meet human demand.

The approach used to measure environmental impacts should recognize the effects on human health such as the negative consequences on wellbeing caused by ecological damage. Under this assumption, in the 1990s, the World Health Organization (WHO) proposed the use of

methodology that covers the cause-and-effect relationship between environmental impacts and human health (Corvalán et al., 1996; Schirnding, 2002; Nardo et al., 2005a and Hambling et al., 2011). The current approach is based on the driving forces-pressures-state-exposures-effects-actions (DPSEEA) framework. This framework represents several driving forces factors that put pressure on the ecosystem and hamper the state of natural resources which leads to exposure, eventually affecting the ecosystem and human health. All of them need actions to reduce the impacts, save the natural resources and improve the human health.

None of the proposed models found in literature use the DPSEEA framework to aggregate the single variables by dimensions. Thus, due to this limitation, it is not possible to know the real driving force, state, exposure, effects and environmental actions by country. The present research aims to develop an environmental composite index based on the DPSEEA framework to measure ecological quality in countries through different methods and showing the outputs with a distinct layout. The Composite Index of Environmental Performance (CIEP) is created so that it can be used as tool by decision-makers to draw public policies taking into account environmental impacts.

During the development of the CIEP, some steps based on the Nardo et al. (2005b) study were followed. Several methodologies are used at each construct phase. It begins selecting variables based on the theoretical framework, and then they are analyzed under theory for imputing the missing values. The next steps are normalization, weighting, and aggregation. 19 single variables are used as a sample formed with 152 countries and a 6-year period.

The entire process used to create the CIEP and the outputs are shown in Chapter 1. The main results prove the efficiency of DPSEEA framework to construct ECI. Through the present methodology, it is possible to prove all assumed hypothesis on the correlation between all dimensions and environmental performance. The calculated scores are used to construct an environmental quality ranking which evidences that richer countries tend to perform better. Furthermore, the best and worst positions in terms of rankings are generally occupied by the same individuals during the analyzed period.

From the ecological quality measured by the CIEP model, the remaining sections of the present work are run. In Chapter 2, the robustness analysis is carried out with the composite index in order to test the safety level and the reliability of the provided information. The extended FAST (E-FAST) and Smirnov methods are performed to test the robustness. The analyzed factors through both of these tests are the methods used to construct the CIEP model.

According to the robustness tests, all analyzed factors have an interaction with the output. India (IND) and Singapore (SGP) were the countries that gave the highest variation in ranking position when the input factors were changed. On the other hand, Iceland (ISL) and Belize (BLZ) usually moved to a lower ranking position. Also, it is observed that the factors ‘normalized by the rate of least mean difference (SA)’ and ‘equal weighting (EW)’ have the highest effects on the CIEP model.

The next step is to run the comparative analysis performed between both CIEP and EPI models that is shown in Chapter 3. It is run under theoretical and empirical approaches in order to identify convergent and divergent characteristics between them. Firstly, the goals, methods used and single variables are analyzed. The empirical test is performed contrasting

both indexes by each country, under two aspects: the environmental performance intensity and the position ranking. Due to the differences discovered, two further econometric models are proposed, one to explain the CIEP performance with EPI policy categories and other to explain the EPI with CIEP dimensions.

According to the comparative analysis, both indicators are developed using distinct methodologies, although they share around 20% of the same single variables. The empirical analysis proved the reflex of convergent and divergent points found in the theoretical comparative study. On average, the rate of the variation of countries on ranking between both indexes is 21%, and the water (effects on humans) reduces the differences between the CIEP and the EPI. The main insights in the present analysis are that both of the indexes studied complement each other, and that empirical differences between them are low, although methodological divergences were found.

The 4th Chapter deals with a theoretical study on the Environmental Kuznets Curve (EKC) hypothesis which supposes that low levels of economic development cause ecological damage, but as income (per capita) continues to increase, its negative effects on the ecosystem are reduced (Grossman and Krueger, 1991). The EKC hypothesis is represented by a plotted graph with an inverted-U shaped pattern. The studies that used environmental composite indexes to test the EKC hypothesis are surveyed. This research identified that few studies use this approach; most of the articles on the EKC hypothesis are developed using ecological single variables. However, due to the low amount of studies using an environmental composite index, there are no consistent conclusions about it. There remains a gap in the EKC hypothesis, which, in order to be filled, demands further research based on environmental composite indexes.

Also in Chapter 4, an empirical analysis of the EKC hypothesis is presented; an analysis performed by using the CIEP dataset. Given the structural aspects, the CIEP model had to be adapted. The outputs do not support the EKC hypothesis, although it was tested using several approaches from the CIEP dataset.

Chapter 5 shows an econometric exploratory model proposed in the last study of the present work to explain the environmental performance using socio-political characteristics and economic dimensions. Each dimension is represented by a set of variables that are analyzed separately and aggregated through the Principal Component Analysis (PCA). The used statistical method is panel data formed with analyzed individuals and a 6 year-period.

Based on the exploratory model outputs, both socio-political aspects and international trade have a positive effect on environmental performance. Furthermore, it is attested that exporting countries (where goods are produced) increase ecological damage while importing countries positively affect environmental quality.

In terms of structure, it is important to note that each chapter is structured like scientific articles i.e. introduction, background, method used, results, and conclusions.

The final considerations are found in last section, in which the main insights raised in each of the above analyses are presented, from the measurement of ecological performance by country, to explicative model. Moreover, some key commentary and other ideas for future research are also presented.

INTRODUCCIÓN

1 INTRODUCCIÓN

A lo largo de la última década, la concienciación acerca de las cuestiones ecológicas parece haber incrementado como consecuencia de los efectos que los problemas medioambientales tienen en la salud humana. Recientemente, las inquietudes acerca de las cuestiones medioambientales son más evidentes cuanto se trata de elaboración de políticas, pero no en las acciones realizadas. Los ecologistas han criticado el modelo actual de economía y apuntan a los signos del daño medioambiental y sus efectos negativos en la humanidad. Nordhaus (2007) afirma que las políticas económicas deben plantear reducir las tasas de emisión de gas con el fin de disminuir la velocidad de los cambios climáticos sin impedir el desarrollo económico. Câmara (2014) observa que hasta hoy, solo uno 4% de las metas medioambientales establecidas en los Objetivos de Desarrollo del Milenio (*Millennium Development Goals – MDG*) han sido alcanzadas.

A fin de mejorar la calidad del ecosistema, hay que determinar el tamaño y efecto del problema medioambiental, en otras palabras: medir el impacto ecológico es de suma importancia. La medición del impacto medioambiental es necesaria para que los tomadores de decisiones elaboren políticas públicas que tomen en cuenta las consecuencias en el ecosistema. Generalmente, cada país tiene su modelo específico usado para medir los impactos medioambientales. El método más simple de medir los daños ecológicos es usando variables individuales, por ejemplo: emisión de gas, agotamiento forestal y la extinción de los animales. Sin embargo, el uso de variables individuales puede producir información sesgada ya que no cubren todas las dimensiones del ecosistema. El impacto medioambiental debe ser representando por el mayor número posible de dimensiones ecológicas debido a la complejidad del ecosistema (Babu and Datta, 2013). En este sentido, los índices compuestos medioambientales (ICMs) producen información más completa acerca de los impactos ecológicos.

Basándose en los impactos medioambientales medidos por el ICM, el gobierno tiene información más completa para poner en práctica las políticas públicas, en vez de basar las decisiones en variables individuales. Consecuentemente, los impactos medioambientales – cuando son controlados y evidenciados en las políticas públicas – tienen un efecto diferente tanto a los ecosistemas como la salud humana (Câmara, 2014). Además, el ICM puede identificar las causas de los daños medioambientales y evaluar la relación entre el ecosistema y otras variables como los aspectos económicos y sociales que se conectan a través de las políticas públicas.

En las últimas décadas han surgido diversas propuestas de ICM para medir el impacto medioambiental y servir de soporte a los tomadores de decisiones en la elaboración de las políticas públicas. En la literatura hay algunos modelos de ICM, sin embargo todavía son insuficientes. Los dos modelos más conocidos son el Índice de Performance Medioambiental (*Environmental Performance Index – EPI*) (Hsu et al., 2013) y la Huella Ecológica y Biocapacidad (*Ecological Footprint –EF– and Biocapacity*). Ambos modelos fueron desarrollados bajo distintas metodologías, variables y aproximaciones. El primero es desarrollado por el Centro Yale para el Derecho Medioambiental & Políticas (*Yale Center for*

Environmental Law & Policy – YCELP) y está formado por veintidos variables individuales agrupadas en dos categorías de acuerdo a las políticas en las que se representan los efectos en la salud humana y en el ecosistema. El EF mide la capacidad ecológica para satisfacer la demanda humana.

El método usado para medir el impacto medioambiental debe tener en cuenta los efectos en la salud humana como las consecuencias negativas en el bienestar causado por los daños ecológicos. Bajo esa suposición, en los años 90, la Organización Mundial para la Salud (*World Health Organization – WHO*) planteó una metodología que reconoce la relación causa-efecto entre los impactos medioambientales y la salud humana (Corvalán et al., 1996; Schirnding, 2002; Nardo et al., 2005a and Hambling et al., 2011). Esta aproximación está basada en el marco teórico: fuerza propulsora-presión-estado-exposición-efectos-acción (*Driving forces-pressures-state-exposures-effects-actions – DPSEEA*). Este marco teórico representa los factores de la fuerza propulsora que suponen presión en el ecosistema y que altera el estado de los recursos naturales, que llevan a la exposición, eventualmente afectando el ecosistema y la salud humana. Todas estas fuerzas necesitan acciones para reducir los impactos, preservar los recursos naturales y mejorar la salud humana.

Ningún modelo propuesto encontrado en la literatura usa el marco teórico DPSEEA para agregar variables individuales por dimensiones. Así, debido a esa limitación, no es posible conocer la verdadera fuerza impulsora, el estado, la exposición, los efectos y las acciones medioambientales por países. La presente tesis propone desarrollar un índice compuesto medioambiental basado en el marco DPSEEA para medir la calidad ecológica en los países a través de distintos métodos y enseñar los resultados en formato distinto: el Índice Compuesto de Desempeño Medioambiental (*Composite Index of Environmental Performance – CIEP*).

Durante la creación del CIEP se siguieron algunas etapas basada en la investigación de Nardo et al. (2005b). Diversas metodologías son utilizadas en cada una de las fases de construcción. Empezando por la selección de variables basándose en un marco teórico y luego son analizados de acuerdo a la teoría relativa a valores faltantes. Las próximas fases son la normalización, la ponderación y la agregación. 19 variables individuales son utilizadas con una muestra formada por 152 países y 6 años.

Todo el proceso de creación del CIEP y los resultados están en el Capítulo 1. Los principales resultados comprueban la eficiencia del marco teórico DPSEEA para construir ICM. A través de la presente metodología es posible comprobar todas las hipótesis planteadas entre la relación de las dimensiones y el desempeño medioambiental. Las puntuaciones calculadas son utilizadas para elaborar un ranking que pone en evidencia que los países más ricos tienden a tener los mejores desempeños. Además, los mejores y los peores puestos del ranking suelen ser ocupadas por los mismos individuos durante el período analizado.

A partir del modelo CIEP se articulan el resto de capítulos que conforman esta tesis. En el Capítulo 2 se realiza un análisis de robustez del CIEP para comprobar el grado de fiabilidad y la veracidad de la información proveída. Los métodos FAST ampliado (E-FAST) y Smirnov son procesados para testar la robustez del modelo. Los factores analizados a través de los dos test son los métodos usados para elaborar el modelo CIEP.

Basado en los exámenes de robustez, todos los factores analizados tienen interacción con los resultados. India (IND) y Singapur (SGP) son los dos países que presentaron más variación en

los puestos del ranking cuando los factores fueron cambiados. Por otro lado, Islandia (ISL) y Belice (BLZ) en general cambiaron a un puesto más bajo en el ranking. También, se observó que los factores “normalización por tasa de diferencia menos la media (SA)” y “igual ponderación (EW)” tienen los mayores efectos en el modelo CIEP.

Seguidamente, en el Capítulo 3 se efectúa un análisis comparativo entre dos índices CIEP and EPI. Esta comparativa se realiza desde los planteamientos teóricos y empíricos a fin de identificar características convergentes y divergentes entre ellos. Primeramente, se analiza el objetivo, los métodos y las variables individuales. El examen empírico es ejecutado contrastando los dos índices por cada país bajo dos aspectos: la intensidad del desempeño medioambiental y el puesto en el ranking. Debido a las diferencias encontradas, otros dos modelos econométricos son propuestos, uno para explicar el desempeño CIEP con las categorías políticas del EPI y otro para explicar el EPI con las dimensiones del CIEP.

Conforme el análisis comparativo, ambos indicadores son desarrollados usando metodologías distintas, aunque entre ellos comparten un 20% de las mismas variables individuales. El análisis empírico muestra los signos de los puntos convergentes y divergentes encontrados en la comparativa teórica. En la media, la tasa de variación de los puestos de los países entre los ranking de los indicadores es de 21%, y el agua (efectos en la salud humana) reduce las diferencias entre el CIEP y el EPI. La principal idea en el presente análisis es que los índices estudiados son complementarios entre sí, y las diferencias empíricas entre ellos son reducidas a pesar de las divergencias metodológicas encontradas.

El cuarto Capítulo trata de una investigación teórica acerca de la hipótesis de la curva ambiental de Kuznets (*Environmental Kuznets Curve – EKC*) lo que supone que menores niveles de desarrollo económico generan daños ecológicos, pero a medida que crece la renta per cápita de los países, los efectos negativos en el ecosistema se reducen (Grossman and Krueger, 1991). La hipótesis EKC es representada por una gráfica que tienen el formato de U invertida. Una revisión de las investigaciones centrada en testar la hipótesis EKC nos permite identificar que hay pocos estudios que utilicen índices compuestos y que la mayor parte de los artículos acerca de la hipótesis EKC son desarrollados utilizando una variable ecológica individual. Así, debido a la limitada evidencia empírica basada en indicadores compuestos medioambientales, no puede hablarse de conclusiones consistentes, demandándose más investigaciones basadas en indicadores compuestos. Así, se aborda un análisis empírico de la hipótesis EKC usando el banco de datos del CIEP. Los resultados obtenidos no suportan la hipótesis EKC.

En el Capítulo 5 se desarrolla un modelo teórico, posteriormente testado econométricamente que trata de explicar el desempeño medioambiental a partir de las características socio-políticas y las dimensiones económicas de cada país. Cada dimensión es representada por un conjunto de variables que son analizadas separadamente y agregadas a través del Análisis del Componente Principal (*Principal Component Analysis – PCA*). El método estadístico estimado está basado en datos de panel formado con los individuos analizados para un periodo de 6 años.

Esta tesis se ha estructurado en formato artículo, así, cada capítulo está organizado en introducción, antecedentes teóricos, metodología y conclusiones.

Las consideraciones finales se encuentran en la última sección, recogiendo las principales conclusiones de esta tesis, limitaciones y futuras líneas de investigación.

CHAPTER 1

A PROPOSAL FOR A COMPOSITE INDEX OF ENVIRONMENTAL PERFORMANCE (CIEP) FOR COUNTRIES

Abstract:

The need to determine the environmental impact caused by economic and human activities has induced a constant search for robust and effective tools that provide useful information for the design of public policies aiming to improve the quality of life of citizens. This paper develops a composite index of environmental performance (CIEP) from the driving force–pressure–state–exposure–effect–action (DPSEEA) methodology proposed by the World Health Organization (WHO). The CIEP allows us to determine the negative impacts the driving forces have on the environment and the supposed pressure effect on the natural state of the available resources, causing harmful effects on human health. In addition, we observe that the actions and socio-environmental policies reduce the environmental impact and the mortality rate, while increasing life expectancy. In relation to the selected indicators, it is realized that richer countries tend to have a better environmental quality, and the population growth and density are factors that increase the driving force, which reduces the environmental quality of the countries.

Keywords: Composite Environmental Indexes; DPSEEA and Composite Index of Environmental Performance (CIEP).

1 INTRODUCTION

The economic theory of sustainable growth that arose in the 1960s marks the beginning of the movement for the preservation of planet Earth, added to the assumption that economic growth must necessarily make sustainable use of the available natural resources (Dasgupta et al., 2001). In that context, world leaders have to adopt policies to reduce pollution and improve the quality of life in countries in a sustainable way (Clerici et al., 2004; OECD, 2008).

An important aspect of this process is the measurement of the environmental impacts caused by human actions and business and their effects on the health of citizens (Hammond et al., 1995). In this sense, more complete and reliable environmental information must be based on indicators that enable us to understand the current situation and its evolution and can be used in decision-making processes (Clerici et al., 2004).

Following this thinking, it is essential to construct and apply environmental performance indicators (EPIs) as a management tool to quantify the damage suffered by the environment and as a parameter to identify areas of environmental inefficiency and efficiency, improving the planes for future actions. Globally, there are many initiatives with this aim. Among others, the Joint Research Centre (JRC) of the European Community, in association with Yale and Columbia University, has developed a methodology that proposes a weighted combination of indicators in relation to impacts on human health and nature to calculate countries' environmental performance (Saisana and Saltelli, 2010), and the Organization for Economic

Co-operation and Development (OECD) has proposed indicators grouped into categories that aim to provide information for the sustainable management of its member countries.

In addition to these initiatives, the Department of Economic and Social Affairs (DESA) of the UN has proposed a combination of variables for building sustainability indicators, among which are references to environmental issues.

In general, the various proposals for environmental performance indicators present different methodologies and aim to measure countries' environmental performance following different approaches. The variables – inputs and outputs – are not common among the models, or in the case of matching, the statistics to calculate differ. This lack of standardization between methods of calculating the environmental performance makes it difficult to compare the results to arrive at a common point, causing divergence in the results obtained and the ranking of countries evaluated (Poloni-Staudinger, 2008; Fiorino, 2011), while implying greater cost of collection and processing of the information requested by the various agencies.

Additionally, the grouping of variables to measure environmental performance is associated with subjective weighting factors (Kortelainen, 2008), which, along with the consideration of circumstantial factors, influence the level of pollution in a country, the level of technological development, social, political and educational aspects, etc., leading to a complex process of integration of variables that differ in time and in space (Fiorino, 2011). In addition, there is a need to incorporate environmental health indicators (EHIs) into the traditional EPI, to analyze the relationship between environmental change and human health.

Thus, the main objective of this work was to generate a more efficient model for measuring the environmental performance of countries, the CIEP, based on the driving force–pressure–state–exposure–effect–action (DPSEEA) methodology. The selection of the DPSEEA model as a reference for the proposed indicator is a consequence of its robustness compared with other theoretical models used for building composite indicators.

The CIEP model is based on 19 individual indicators grouped into 5 dimensions, which are subsequently synthesized in the final composite indicator. Its application to a sample of 152 countries over the period 2004–2009 allows the generation of an annual ranking of the countries analyzed in relation to their respective performances.

The CIEP has a distinct advantage over the DPSEEA model and generates a synthesized global indicator, allowing disaggregate information by dimensions, simplifying the environmental policy making and enabling greater objectivity for specific purposes.

2 ENVIRONMENTAL PERFORMANCE INDICATORS

The indicators may be associated with signs, indices, or instruments that allow a larger data set to be synthesized (Meadows, 1998) and provide a useful value for decision making or to be used as reference. Corvalán et al. (1996) argue that indicators combine and summarize raw data, which are tabulated, processed, and interpreted by statistical methods, providing informational power values. According to Bandura and Del Campo (2006), indicators are indexes from a particular set of specific information.

Focusing on environmental indicators, Hammond et al. (1995), Segnestam (1999), Smeets and Weterings (1999), and OECD (2011) argue that the indicators must (i) allow the quantification and simplification of data; (ii) communicate information concerning

environmental issues to facilitate understanding by stakeholders; (iii) allow the planning of several improvement actions, determining the impacts resulting from the actions and selecting appropriate policies; and (iv) monitor the effects of policy actions. In parallel, the indicators can be used to make comparisons between different countries and determine the evolution of the environmental performance (Shyamsundar, 2002).

Following this line, there are various proposals for environmental performance indicators for countries. More specifically, the OECD periodically provides a global report that collects data from member countries structured around 50 environmental indicators (CO₂ emissions, water quality, etc.) and socio-economic indicators (clean production, access to public sanitation, etc.). This model does not combine the variables into a single composite indicator.

The European Union (EU), through the Joint Research Centre (JRC) and in association with the Institute for the Protection and Security of the Citizen (IPSC), uses a measurement model of environmental performance that was developed by the Yale Center for Environmental Law and Policy at Yale University and the Center for International Earth Science Information Network at Columbia University. Regularly, Yale University publishes the results of the environmental performance of 163 countries in a report.

The model used by the United Nations (UN) does not treat environmental issues separately from other sustainable development dimensions. However, this aspect stands out within the integrated model that considers the economic, social, demographic, and environmental dimensions. It is published biannually, during which time the countries must report data to the Commission on Sustainable Development of the UN.

The annual report released by the World Bank concerning the quality of life in 216 world economies is organized into 6 themes. In the environmental sphere, it collects information about 18 dimensions that reflect the use of natural resources and how the activities interfere with nature and environmental growth. The World Bank shows the set of data in absolute and relative values, using various mathematical and statistical techniques for the processing of data to attempt to produce more consistent information.

The EPIs listed are based on different theoretical models for building environmental assessment systems, among which are the following:

- **Pressure–State–Response – PSR.** This theoretical model was developed in the 1990s by the OECD (2001) based on the theory of cause and effect. This approach argues that human actions cause impacts on the environment that change the natural state; therefore, the society triggers a response through policies and corrective actions. In addition to the OECD, other institutions, such as the Environment Agency of Australia, make use of the PSR model.

Cause–effect analysis was used in the early work on EPIs (Hambling et al., 2011) and was required to check the current status of the environmental state (S) with the use of indicators, examine the human pressure (P) exerted on the environment resulting from economic and social activities, and finally analyze the society responses (R) to environmental problems with the implementation of response indicators.

- **Pressure, State, and Response Indicators – PRSI.** This model structures environmental performance indicators according to the following basic issues: i) it demonstrates the current state of the environment and natural resources available (state); ii) it indicates the

consequences suffered by the environment resulting from human actions (pressure); and iii) it show the policies adopted to solve environmental problems (response) (Hammond et al., 1995). In essence, it is the same system as above, but incorporates indicators that measure the variation of changes in the environment.

- **Driving Forces, Pressure, State, Impact, Response – DPSIR.** The model used by the European Union (Smeets and Weterings, 1999) is considered an evolution of the previous models to introduce the concept of driving force as the element that generates environmental pressure. Also, it is the first model to consider the effects of environmental on human health, although its main focus remains essentially environmental issues (Hambling et al., 2011).

- **Driving Force–Pressure–State–Exposure–Effect–Action – DPSEEA.** Considered the most appropriate model to develop environmental indicators, it was developed by the World Health Organization (WHO) in the 1990s. The model aims to demonstrate the links between the environment and human health dimensions (Corvalan et al., 1996; Hambling et al., 2011). The incorporation of indices that measure human health was first addressed in 1995 by the Scientific Committee on Problems of the Environment (SCOPE); today, organizations like the Yale Center for Environmental Law and Policy have incorporated this kind of methodology into their latest reports about countries’ environmental performance (Emerson et al., 2012). The dynamics of this model is summarized in Figure 1.

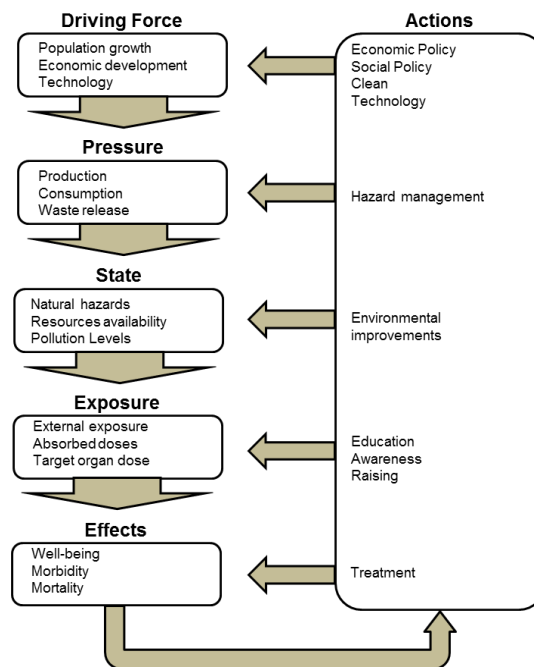


Figure 1: The driving force–pressure–state–exposure–effect–action model (DPSEEA).
Source: Corvalan et al. (1996).

- **Other models.** In addition to the models presented, there are others that are used to develop environmental performance indicators, but they are less practical applications. Generally, they are derived from the DPSEEA model and are used in other areas than the environment. Among them were identified: i) Multiple Effects (Multiple Exposures–Multiple Effects – MEME); ii) the Integrated Environmental Health Impact Assessment (IEHIA); and iii) a model based on the diagram of Herman Daly.

3 METHODOLOGICAL PROCESS FOR BUILDING ENVIRONMENTAL PERFORMANCE COMPOSITE INDICATORS

The variables and environmental performance indexes can be combined into one indicator that in general terms summarizes and synthesizes all the information that represents each one. In the literature, this type of index is usually referred to as a “composite indicator” and evidences latent information from reality, obtained from fragmented data that are combined to form composite indicators (Paruolo et al., 2012).

The methodological process for creating a composite indicator is structured around seven stages (OECD, 2008; Dobbie and Dail, 2013):

3.1 Development of a theoretical framework

In the initial phase of development of composite indicators it is necessary to construct a consistent theoretical framework for defining the variables to use and building indexes. In addition, as Dobbie and Dail (2013) claim, due to the dynamics and complexity of ecosystems, at this stage we must describe how the interrelationship between the elements in the ecosystem is processed. Therefore, it is a very important step, as it is defined according to the theoretical and empirical bases underlying the proposed composite indicators, which will provide support for the framework’s credibility (OECD, 2008).

3.2 Selection of variables

The selection of variables determines the quality of the composite indicator that is being developed. To select the variables, the OECD (2008) suggests verifying some characteristics: relevance, analytical consistency, temporality, accessibility, etc. At this stage, a unique set of all the variables is developed that will form the composite indicator, but it is necessary to divide them into sub-groups according to the features already evidenced, in accordance with the theoretical framework constructed in the initial stage (OECD, 2008). In this context, it is perceived that the selection process is coated in subjectivity at the time of choosing the variables that constitute a sub-group, which depends on the skill and knowledge of the researchers.

3.3 Imputation of missing data

Data sets that are not complete, according to Horton and Lipsitz (2001), may compromise the robustness and quality of the results, causing i) efficiency losses, ii) complication in the treatment and data analysis, and iii) bias by the difference between the observed and the unobserved data. Schuschny and Soto (2009) claim that it is possible to make artificial imputations when the missing data account for less than 15% of the available information.

3.4 Remove variables: multivariate analysis

Analyzing data statistically is a very important and complex task that is not addressed in the main EPI. In this sense, the multivariate analysis consists of verifying the relationship between variables and thus preventing the mistake of selecting random variables that do not maintain links between them, which may compromise the results of the research (OECD, 2008). Multivariate analysis must be conducted before the construction of composite indicators in order to make the best methodological decisions on the standardization processes, weighting, and aggregation of the variables analyzed (OECD, 2008).

3.5 Data normalization

The normalization process adjusts the units of measurement and the range of indicators, because the variables can be presented in different units or scales varying, for example, by currency, volume, weight, etc. The normalization should be carried out before the aggregation of variables in order to use a standardized unit, preventing influence outliers (Freudenberg, 2003). There are several techniques that are often used to normalize variables, some of which are cited in the literature as being simpler: ranking, z-core, new scale of values, ratio of the mean difference, ratio of greater value, number of indicators per subtracting the average top number below the mean, percentage annual differences, logarithmic transformation, and transformation categorical range. However, they are power transformation methods – Box–Cox (1964) transformation and the transformation of Johnson – which produce more robust results.

3.6 Weighting

This stage involves the allocation of weights to each of the variables according to the individual relevance of each one in relation to the whole. This relevance is determined by the criteria established by the researcher to form a composite indicator. Therefore, each of the variables can have the same or different weights that are related to their relevance, reliability, or other dimensions of the data (Freudenberg, 2003).

In this context, Paruolo et al. (2012) argue that although the weights can be assigned equally to all of them, they must depend on i) the characteristics of the distribution of the variable after normalization and ii) the variables correlating with the proposed structure.

Independently of the chosen aggregation method, the weighting process is essentially a value judgment that depends on the opinion of the investigator (OECD, 2008). As a result, there is no objective and standardized methodology weighting (Freudenberg, 2003; Schuschny and Soto, 2009) stating that the attribution of weights requires the existence of a conceptual framework basis of rationality to develop composite indicators using statistical techniques to verify the robustness of the results (Jacobs, Smith, and Goddard, 2004).

The literature has identified several weighting techniques derived from statistics, including the unobservable component model and factor analysis. The others come from the participatory models in the allocation process and analytic hierarchy process. Other weighting methods can be derived from linear regression, data envelopment analysis (DEA), methods of experts' participation, the analytical hierarchy technique, principal components, distance object, methods based on variance, and entropy methods.

3.7 Aggregation

The aggregation process is the last stage in the formation of a composite indicator and involves considering the individual weight of each variable according to its relevance in the set.

The OECD (2008) shows some aggregation methodologies, broadly i) linear and ii) geometric. Nardo et al. (2005b) present those different methodologies of analytical form: i) the additive method; ii) preferential independence, and iii) the multi-criteria approach.

The first two methods involve a trade-off between the weights of the aggregate variables, i.e. a low value of an index is complemented by the excess of another. In this context, the

compensation is an inconsistency between the weights and how they were attributed (OECD, 2008). However, the compensation can be carried out in different ways according to the methodology used: in the linear aggregation it is steady, while the geometric technique involves less compensation for lower-value variables. Therefore, in a group of indexes, lower performance should be compensated for by other variables so that together higher performance is achieved (OECD, 2008).

Some of the easiest methods of aggregation shown in the literature are: the additive method of ranking, the number of variables below the top; the weighted arithmetic mean; and the weighted geometric mean. Non-compensatory techniques, such as the multi-criteria approach (MCA), have two basic features: i) individuals (countries) are ordered by a binary relation to provide pairs for comparison; and ii) the relationships created are analyzed by various approaches. Moreover, the main advantage of the multi-criteria approach (non-compensatory) is that by excluding the outliers, due to considering the original information, it still continues to show a very high operational cost (Munda and Nardo, 2009).

4 RESULTS AND DISCUSSION

4.1 The CIEP Model

4.1.1 Population and Sample

To create the CIEP, countries and variables available in major international databases by the World Bank, UN, EU, and OECD were selected. In total, the initial population consisted of 338 variables for 214 countries over the period 1960–2012.

Subsequently, and as a result, there is no comprehensive database at the country level (Schuschny and Soto, 2009); we eliminated those variables that were duplicated in different database and those years, variables, and countries with more than 15% of the available information missing. Thus, we obtained a data set formed by 20 variables from 152 countries for the 2004–2009 periods.

With this panel data structure, we proceeded to the creation of the CIEP. The following sections will present the methodological procedures followed during the investigation for the construction of an indicator composed as reflected in the previous section.

4.1.2 Development of the framework and selection of variables: the DPSEEA model

Of all the theoretical models identified in the literature, we chose the DPSEEA because it is a larger model, robust, and complete (Corvalán et al., 1996). Its structuring is based on linking environmental indicators and indicators of human health and it serves to help managers in the decision-making process to reduce the impacts on human health resulting from environmental problems. Its components are interrelated and are exposed as defined below:

a) Driving force (DF): this consists of the factors that motivate and accelerate the environmental process, such as population growth. They are the elements that tend to intensify human activities and increase the consumption of natural resources, causing ecological disequilibrium.

b) Pressure (P): the driving force causes pressure on the environment, which often changes its natural state as a result of the use and consumption of natural resources. The pressure is

generated by the economic sectors related to energy production, the exploration of mineral and natural resources, industry, transport, tourism, and agriculture.

c) Status (S): as a result of the pressure, the original state of the environment tends to undergo changes that can occur in different ways: by decreasing the quantity and quality of the available natural resources (depletion of soil fertility), by the physical exhaustion of some elements (soil erosion and desertification), and by pollution levels (air pollution and rivers).

d) Exposure (Ex): this represents the risk posed to the welfare of humanity by environmental problems. As an example can be cited human exposure to air pollution, causing oral, nasal, and skin inhalation, which can result in a number of problems for people's health. Exposure is usually classified into three types: i) external, ii) absorbed doses, and iii) target organ doses.

e) Effects (Ef): these are the consequences of human exposure to environmental problems, which are manifested in different forms and levels. Initially, the effects are externalized to a loss or reduction of the welfare function, which can be assessed by the emergence of a sickness or disease. Ultimately, in an extreme case, the effects can be fatal.

f) Action (A): the society and governments often undertake actions to prevent, mitigate, and resolve environmental problems. Actions can occur at different stages, with different forms and various objectives. In principle, they have a reparative character, but may also have a protective nature, aiming for reduction and control of the assessed risks, and at their most efficient are preventive.

This framework was applied to the 20 available indicators derived from different sources, although most were obtained from the World Bank website. Table 1 identifies the available variables and the categorization of the indicated components. It should be noted that there is no indicator related to the phenomenon of "exposure". However, this does not influence the quality of the model, since the final information is the set of all the data weighted and aggregated into a single index.

Table 1: Research variables.

N	Abrev.	Variables	DPSEEA	Measurement
1	AW	Access to drinking water	A	% population
2	AS	Access to sanitation	A	% population
3	EPfRS	Renewable electricity	A	Kwh (kilowatt hour) per habitant
4	TMProtA	Terrestrial and marine protected areas	A	% of the total territory
5	WaTMProt	Territorial marine area waters protected	A	% of the total territory
6	PopDen	Population density	DF	Habitants per area
7	GDP	Per capita income	DF	US\$
8	UrPopGr	Urban population growth	DF	Percentage
9	ChMor	Child mortality	Ef	Unit per 1,000 births
10	DeaR	General mortality	Ef	Unit 1,000 per habitants
11	LiEB	Life expectancy at birth	Ef	Years
12	AP	Agricultural production	P	Thousand tonnes
13	CerPd	Cereal production	P	Tons per mts
14	EmCO2	Emissions of CO ₂	P	Kt
15	EnUse	Energy intensity (energy use)	P	Equivalent to KW per 1,000 habitants
16	EnProd	Energy production	P	Equivalent to KW
17	MCAP	Marine capture and aquaculture production	P	Tons
18	FertUse	Use of fertilizers per unit of agricultural land area	P	Kg per hectare of planted area
19	AL	Agricultural land	S	% in relation to total land
20	HydDis	Hydrological disasters	S	Unit

Legend: A – Actions; DF – Driving Force, Ef – Effects, P – Pressure, S – State.

Source: Own preparation (2013).

4.1.3 Imputation of missing data: multiple imputation

During the first data analysis, it was found that some data were missing, so appropriate treatment was necessary. The missing data can be imputed randomly or systematically, as in the OECD (2008), and may have three patterns:

- **Missing completely at random (MCAR).** The missing values do not depend on the variables or observed variable in the data set. That means that the gaps arise completely randomly and therefore the missing values are not related to any known or unknown factor of the research (Horton and Lipsitz, 2001).
- **Missing at random (MAR).** The missing values do not depend on the variables of interest but are conditional on other observed variables, i.e., when the missing variables arise because of observed and no relationship with missing values.
- **Not missing at random (NMAR).** The missing values depend themselves on missing values of the data set, but can also depend on observed data. Therefore, these missing values are a factor related to the original data set, which may be due to the absence of information or the nature of the variables.

Generally, the variables that present cases classified as non-random (NMAR) must be maintained in the data sets, but using any treatment to fill the gaps and then moving ahead to the construction of the composite indicator. However, regarding the types of missing values classified as NMAR, there is no information in the original data set that is safe for imputing missing values. However, in most cases, missing data do not belong to that category, although there are no statistical methods for checking this. When there are non-random missing data, we suggest three possible solutions: i) elimination, ii) single imputation, and iii) multiple imputation (OECD, 2008).

In our context, to analyze the nature of the missing values, following Horton and Lipsitz (2001), the missing data were classified as MCAR, thus it was recommended to apply multiple imputation.

In addition to the above criteria, to select the best technique for missing data imputation, it is important to check the missing pattern. It was noticed that most of the missing pattern values of the individual indicators can be classified as random. However, EnProd, WaTMProt, and EPfRS showed a monotonous pattern. In this context, the suggestion for random missing data is that the values are imputed using the multiple imputation method, while the monotonous pattern can be used in single imputation (Horton and Lipsitz, 2001).

4.1.4 Elimination of variables using factor analysis

After the imputation of missing data, the original set of 20 variables was analyzed statistically. To achieve this, a factor analysis was performed in order to summarize the amount of information of the original set of variables and eliminate those that do not reduce the quality of information of the theoretical model (Schuschny and Soto, 2009).

The covariance matrix of the results identified that the TMProtA variable with a value of 0.429, in this context, must be eliminated from further analysis, as it is under 0.500, which is the minimum acceptable. The other variables have an acceptable coefficient. Therefore, TMProtA was removed and the factor analysis performed again (Schuschny and Soto, 2009). It is shown in Table 2.

The results of the second factor analysis, which considered the 19 individual indicators, all had a value in the anti-image matrix over 0.500, which is a generally acceptable parameter. This ensures that the reduced set of variables is statistically significant for the CIEP model.

Table 2: Factor analysis after imputation.

		AW	AS	EPfRS	WaTMProt	TMProtA	PopDen	GDP	UrPopGr	ChMor	DeaR
Anti-image Covariance	AW	,217									
	AS	-,094	,195								
	EPfRS	,025	,016	,407							
	WaTMProt	,014	-,045	,010	,642						
	TMProtA	-,027	,083	,057	-,338	,586					
	PopDen	-,018	-,003	,088	,016	,050	,886				
	GDP	-,009	-,033	-,135	,033	-,090	-,042	,411			
	UrPopGr	-,009	,072	,071	-,006	,037	-,041	-,123	,424		
	ChMor	,046	,013	-,010	-,028	,026	-,023	-,035	-,038	,105	
	DeaR	-,048	,013	,017	-,033	-,006	,007	-,146	,177	-,016	,367
	LiEB	,001	-,023	,001	-,018	,020	-,021	-,088	,028	,061	,081
	AP	-,003	,000	-,001	,011	-,024	,024	,007	,002	-,006	,008
	CerPd	-,007	,012	-,007	-,009	,029	-,032	-,004	,008	,003	,004
	EmCO2	,012	-,008	,028	-,006	,001	-,006	-,014	,009	,005	-,017
	EnUse	,104	-,062	,000	-,070	,074	,020	,014	,006	-,015	-,052
	EnProd	-,015	-,008	-,071	,002	-,009	,024	,023	-,072	,007	,000
	MCAP	-,003	,016	,025	-,033	,016	,045	-,033	,052	-,025	,051
	FertUse	-,043	-,009	-,274	-,008	-,024	-,032	,010	-,089	,017	,038
	AL	-,039	,040	,089	-,007	,077	,094	-,011	,075	-,021	-,045
HydDis	,011	,009	,041	,016	,002	,008	,013	,010	-,008	,001	
		LiEB	AP	CerPd	EmCO2	EnUse	EnProd	MCAP	FertUse	AL	HydDis
Anti-image Covariance	AW										
	AS										
	EPfRS										
	WaTMProt										
	TMProtA										
	PopDen										
	GDP										
	UrPopGr										
	ChMor										
	DeaR										
	LiEB	,091									
	AP	-,005	,041								
	CerPd	,004	-,031	,048							
	EmCO2	,000	-,019	-,005	,047						
	EnUse	,012	,002	,003	,002	,669					
	EnProd	,007	,012	-,004	-,052	-,023	,121				
	MCAP	-,007	,059	-,025	-,078	,020	,033	,487			
	FertUse	,013	-,004	,006	-,022	-,065	,068	-,012	,460		
	AL	-,004	-,006	-,003	-,005	,000	,018	,027	,007	,807	
HydDis	-,003	-,023	-,021	-,013	-,021	-,015	,017	-,025	,021	,250	
		AW	AS	EPfRS	WaTMProt	TMProtA	PopDen	GDP	UrPopGr	ChMor	DeaR
Anti-image Correlation	AW	,855 ^a									
	AS	-,454	,861 ^a								
	EPfRS	,085	,056	,519 ^a							
	WaTMProt	,038	-,127	,019	,521 ^a						
	TMProtA	-,077	,244	,116	-,551	,429 ^a					
	PopDen	-,040	-,007	,146	,021	,070	,562 ^a				
	GDP	-,031	-,116	-,329	,064	-,183	-,069	,688 ^a			
	UrPopGr	-,030	,252	,171	-,011	,074	-,067	-,295	,610 ^a		
	ChMor	,305	,088	-,049	-,107	,104	-,076	-,167	-,180	,839 ^a	
	DeaR	-,171	,048	,044	-,068	-,013	,012	-,376	,450	-,080	,667 ^a
	LiEB	,007	-,169	,005	-,075	,086	-,074	-,458	,145	,621	,443
	AP	-,033	,002	-,007	,065	-,154	,124	,056	,012	-,096	,068
	CerPd	-,073	,122	-,050	-,053	,171	-,156	-,027	,059	,041	,033
	EmCO2	,123	-,084	,201	-,032	,004	-,029	-,102	,066	,068	-,130
	EnUse	,272	-,172	,001	-,106	,118	,026	,027	,012	-,055	-,106
	EnProd	-,092	-,051	-,317	,009	-,033	,075	,103	-,315	,063	,001
	MCAP	-,011	,052	,057	-,059	,030	,069	-,073	,114	-,110	,121
	FertUse	-,137	-,031	-,633	-,015	-,046	-,050	,023	-,202	,077	,091
	AL	-,093	,100	,155	-,010	,112	,111	-,018	,129	-,073	-,082
HydDis	,048	,040	,130	,041	,006	,016	,041	,031	-,051	,003	
		LiEB	AP	CerPd	EmCO2	EnUse	EnProd	MCAP	FertUse	AL	HydDis
Anti-image	AW										
	AS										
	EPfRS										

WaTMProt										
TMProtA										
PopDen										
GDP										
UrPopGr										
ChMor										
DeaR										
LiEB	,793 ^a									
AP	-,082	,761 ^a								
CerPd	,054	-,703	,832 ^a							
EmCO2	-,006	-,430	-,104	,757 ^a						
EnUse	,048	,010	,018	,010	,851 ^a					
EnProd	,062	,176	-,055	-,686	-,082	,766 ^a				
MCAP	-,031	,421	-,165	-,515	,035	,136	,582 ^a			
FertUse	,065	-,026	,038	-,151	-,118	,288	-,026	,593 ^a		
AL	-,015	-,034	-,014	-,024	,001	,059	,044	,011	,782 ^a	
HydDis	-,018	-,231	-,191	,118	-,052	-,087	,049	-,074	,047	,943 ^a

a. Measures of Sampling Adequacy (MSA)

Legend: AW – access to drinking water; AS – access to sanitation; EPFRS – renewable electricity; WaTMProt – territorial marine area waters protected; TMProtA – terrestrial and marine protected areas; PopDen – population density; GDP – per capita income; UrPopGr – urban population growth; ChMor – child mortality; DeaR – general mortality; LiEB – life expectancy at birth; AP – agricultural production; CerPd – cereal production; EmCO₂ – emissions of CO₂; EnUse – energy intensity (energy use); EnProd – energy production; MCAP – marine capture and aquaculture production; FertUse – use of fertilizers; AL – agricultural land; HydDis – hydrological disasters.

Source: Authors' estimation (2013).

Following the analysis of the factor analysis tests, Table 3 shows that the coefficient of KMO (Kaiser–Meyer–Olkin) presents a value of 0.774, which also exceeds the minimum acceptable parameter of 0.500. The Bartlett test to verify homogeneity of variance shows the correlation between the variables with a significance level of 0.001.

Table 3: KMO and Bartlett's Test.

Kaiser–Meyer–Olkin Measure of Sampling Adequacy		.774
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	15096.125
	Df	171
	Sig.	.000

Source: Authors' estimation (2013).

Considering the variance explained, as the results in Table 4 below, 5 main components can be built from the set of individual variables, explaining variance of 72.46%.

Table 4: Variance explained.

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	4,875	25,660	25,660	4,875	25,660	25,660
2	4,526	23,822	49,483	4,526	23,822	49,483
3	1,967	10,355	59,837	1,967	10,355	59,837
4	1,333	7,018	66,855	1,333	7,018	66,855
5	1,064	5,601	72,456	1,064	5,601	72,456
6	,912	4,801	77,257			
7	,819	4,311	81,567			
8	,759	3,997	85,564			
9	,672	3,538	89,102			
10	,591	3,110	92,212			
11	,389	2,048	94,260			
12	,339	1,785	96,045			
13	,205	1,080	97,125			
14	,160	,841	97,966			
15	,149	,783	98,748			
16	,118	,621	99,369			
17	,058	,305	99,674			
18	,038	,198	99,872			
19	,024	,128	100,000			

Source: Authors' estimation (2013).

The criteria that support the choice of these five factors, as cited by Schuschny and Soto (2009), are: i) the Kaiser criterion excludes variables with eigenvalues below 1 (one) and accepts only variables with a variance higher than one; ii) the cumulative variance method considers a minimum percentage of variance explained for social sciences of 60%; therefore, five selected components accumulated explain more than 72% of the information; and, finally, iii) the drop contrast is seen to fall from the graph of sedimentation, which considers the variables to curve to the point at which they converge with the horizontal axis.

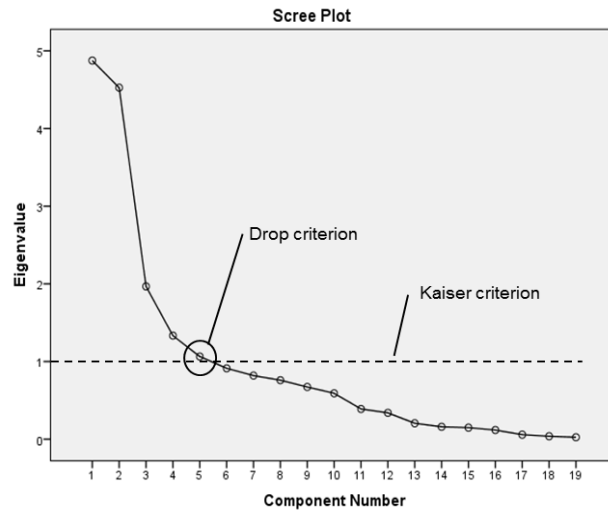


Figure 2: Drop contrast (Kaiser).
Source: Authors' estimation (2013).

Following the analysis of the results, Table 5 illustrates the composition of the components formed from the combination of the variables.

The data in Table 5 demonstrate that there are variables with high factor loadings in more than one component simultaneously. In this context, it is indicated that a factor analysis with rotation should be performed so that the information produced is clearer and more significant. Therefore, the orthogonal rotation “varimax” was executed to try to improve the results, as follows:

Table 5: Composition of components.

	Component				
	1	2	3	4	5
AW	.845	-.207	-.211	.051	-.064
AS	.831	-.289	-.170	.124	-.018
EPfRS	.248	-.174	.769	.245	-.264
PopDen	.162	-.072	.005	-.435	.468
GDP	.607	-.152	.279	.311	.103
UrPopGr	-.406	.181	.568	-.334	.236
ChMor	-.904	.225	.155	.038	.039
DeaR	-.552	.146	-.221	.502	-.083
LiEB	.916	-.225	-.077	-.049	.016
AP	.300	.907	-.010	-.079	-.122
CerPd	.297	.917	-.004	-.072	-.076
EmCO2	.369	.898	.009	.078	.050
EnUse	-.493	.191	.229	.261	-.069
EnProd	.297	.852	.120	.056	.064
MCAP	.248	.413	-.002	.336	.432
FertUse	.346	-.127	.716	.122	-.236
AL	-.210	.159	-.488	.135	-.424
HydDis	.084	.857	-.006	-.170	-.155
WaTMProt	-.102	.075	-.070	.582	.467

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Legend: AW – access to drinking water; AS – access to sanitation; EPfRS – renewable electricity; WaTMProt – territorial marine area waters protected; PopDen – population density; GDP – per capita income; UrPopGr – urban population growth; ChMor – child mortality; DeaR – general mortality; LiEB – life expectancy at birth; AP – agricultural production; CerPd – cereal production; EmCO₂ – emissions of CO₂; EnUse – energy intensity (energy use); EnProd – energy production; MCAP – marine capture and aquaculture production; FertUse – use of fertilizers; AL – agricultural land; HydDis – hydrological disasters.

Source: Authors' estimation (2013).

According to Table 6, it is still not so clear what each of the five (5) factorials represents, as there are several variables with high loads simultaneously. In addition, there are variables that participate in more than two components with a high factorial load, although the data have been rotated. Due to the failure to be so obvious, we chose not to remove more variables; we would have to perform other procedures if necessary to reduce the set.

Table 6: Composition of components' varimax rotation.

	Component				
	1	2	3	4	5
AW	.893	.043	.090	-.004	.001
AS	.889	-.047	.141	-.009	.075
EPfRS	.039	-.060	.898	.022	-.039
PopDen	.127	-.020	-.186	-.624	-.014
GDP	.503	.014	.484	-.086	.285
UrPopGr	-.624	.086	.219	-.481	-.102
ChMor	-.929	-.051	-.125	.106	.051
DeaR	-.444	-.066	-.193	.537	.326
LiEB	.911	.055	.180	-.179	-.025
AP	.037	.964	-.027	.048	-.036
CerPd	.028	.969	-.033	.020	.000
EmCO₂	.094	.952	.010	.005	.193
EnUse	-.560	.031	.142	.222	.147
EnProd	.003	.892	.084	-.047	.176
MCAP	.107	.407	.002	-.111	.585
FertUse	.127	.018	.829	-.067	-.101
AL	-.047	.089	-.358	.586	-.151
HydDis	-.148	.863	-.092	.047	-.135
WaTMProt	-.091	-.040	-.050	.073	.748

Extraction Method: Principal Component Analysis.
 Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.
 a. Rotation converged in 5 iterations.
 Legend: AW – access to drinking water; AS – access to sanitation; EPfRS – renewable electricity; WaTMProt – territorial marine area waters protected; PopDen – population density; GDP – per capita income; UrPopGr – urban population growth; ChMor – child mortality; DeaR – general mortality; LiEB – life expectancy at birth; AP – agricultural production; CerPd – cereal production; EmCO₂ – emissions of CO₂; EnUse – energy intensity (energy use); EnProd – energy production; MCAP – marine capture and aquaculture production; FertUse – use of fertilizers; AL – agricultural land; HydDis – hydrological disasters

Source: Authors' estimation (2013).

4.1.5 Data normalization: Johnson transformation method

From an analysis of the variables, it was verified that the units of measurement were different in those cases requiring a transformation process. Another factor justifying the need for data transformation was that the variables did not demonstrate ordinary behavior (Sakia, 1992).

Following these arguments, it was verified that the Johnson transformation method would produce the best results and would be the most appropriate considering the circumstances of these data, mainly due to being the most efficient method of normalization and the only model that supports work with negative and null data, as in this investigation (Yeo and Johnson, 2000). Furthermore, with the application of this model, it is possible to achieve a more symmetric transformation of normal data distribution, because the results are often presented in a more concave graph than the other methods taught (Yeo and Johnson, 2000).

The transformation was performed using the Process Capability Wizard software version 1.7.0.0. Before processing, the normality test of individual indicators was undertaken and the results were presented in a data table and the graph transformed. Figure 3 shows the indicator WaTMProt, randomly chosen to illustrate this section.

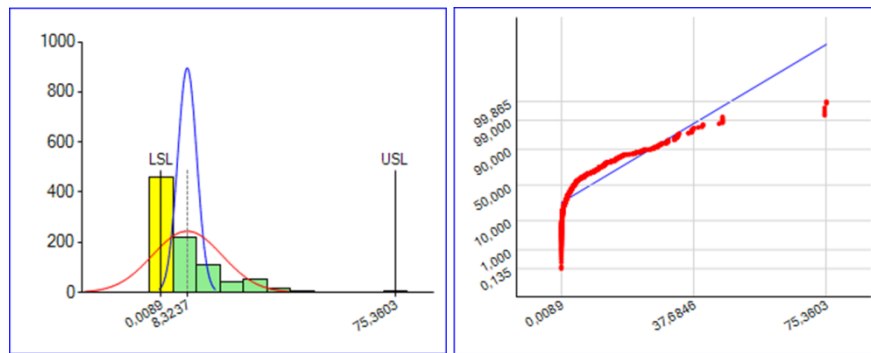


Figure 3: Histogram and normal probability of the WaTMProt original data.
Source: Authors' estimation (2013).

Figure 3 shows an example of the outputs produced with the assistance of the Software Process Capability Wizard. First, we see that the data for that variable do not follow a regular trend, as appears in the histogram, because a high proportion of the bars are not wholly below the bells drawn in red and blue. Furthermore, most of the data are concentrated near the lower specification limit (LSL). In the graph, the normal probability of the behaviour is also verified.

However, although perceived visually, it is necessary to obtain objective information to confirm that the WaTMProt indicator does not follow a normal trend. In this context, we performed statistical tests to confirm or reject normality. Table 7 reports the results of Anderson–Darling normality test and other relevant tests. In addition to the descriptive statistics, one of the most important pieces of information is that the p-value of the Anderson–Darling test is 0.0000, i.e., less than 0.05, which proves that the distribution does not follow a normal trend. For a normal distribution, the p-value must be off by 0.05. Therefore, we reject the null hypothesis of normality with a 1% probability of making a mistake, in that context; this should normalize the data to continue with the model proposed when starting the work.

Table 7: Normal test.

Readings	912	Sub-group Size	1
Tolerance Range		Data Range	
USL	75.361	Maximum	75,36032
Target		Average (X-Bar)	8,323717
LSL	0.0099	Minimum	0,00891
Tolerance	75.3511	Data Range	75,35141
Normality Test		Statistic	
AD Test	FAILED	Median	3.685
A-Squared	76,457	Skewness	2,434099
p Value	0,00000E0	Kurtosis	8,261165
Capability based on Taguchi's Loss Function			
Cpm		Cpmk	
Potential Capability	NeuN	Overall Capability	NeuN
Std Deviation	3,060371	Std Deviation	11,214113
Cp	4,104	Pp	1,120
Cpu	7,302	Ppu	1,993
Cpl	0,906	Ppl	0,247
Cpk	0,906	Ppk	0,247

CR	0,244	PR	0,893
Estimated Parts Per Million	Based on Potential	Based on Overall	Based on Observed
PPM < LSL	3297,8	229234,3	6578,9
PPM > USL	0,0	0,0	0,0
PPM	3297,8	229234,3	6578,9

Legend: Cp, Cpu, Cpl, Cpk and CR are ratio between spread processed and specification and represent the potential result in case of the elimination a specific case. Pp, Ppu, Ppl, Ppk and PR represent the actual capability performance with the specification limit; USL – Upper Specification Limit; LSL – Lower Specification Limit.

Source: Authors' estimation (2013).

The histogram in Figure 4 illustrates the variable WaTMProt after transformation, showing a normal data trend.

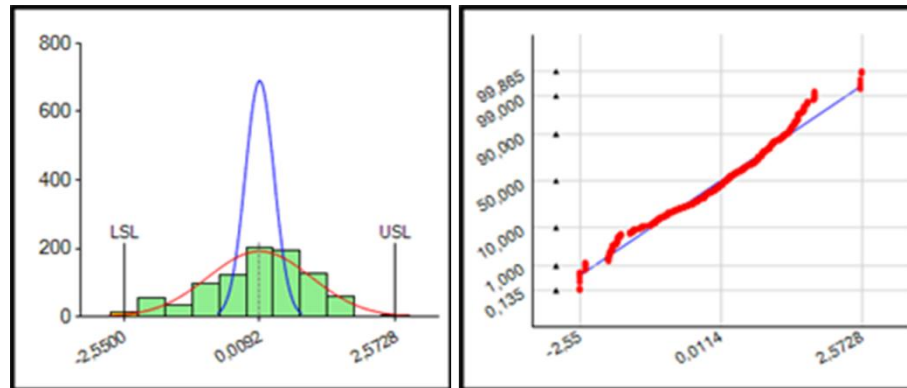


Figure 4: Histogram and normal probability for the WaTMProt transformed data.
Source: Authors' estimation (2013).

4.1.6 Weighting of individual indicators: the CRITIC method

For some researchers (i.e., Diakoulaki et al., 1995; Munda and Nardo, 2009), the selection of a methodology for allocating the weights is the most important phase in the construction of comparative values. In this sense, considering the best weighting methodologies, we chose to attribute weights through the CRITIC method (Criteria Importance Through Intercriteria Correlation), mainly because it is a technique based on multi selection and does not have any limitations for implementation in this paper.

The CRITIC method is based on two important factors: i) the intensity of contrast and ii) the conflict of the attributes, calculated from the coefficient of correlation and variance. More specifically, this weighting method uses the variance as a basis for determining the weight and the concept of quantifying the contrast intensity, but adds another dimension, the conflict between the various attributes, which is essential to multiple-criteria decision making (Diakoulaki et al., 1995); as it addresses information comprised by different attributes, there are different options for decision making.

The CRITIC method is developed from the correlation between the variables and their respective standard deviations according to the following equation:

$$C_j = \sigma_j * \sum_{k=1}^m (1 - r_{jk})$$

Where C_j is the CRITIC coefficient for each variable; σ_j is the standard deviation; r is the correlation coefficient. After application of the above equation, the result was normalized by the sum of the weighting coefficients C_j , according to the equation below. The normalization of individual indicators was performed by dimension.

$$w_j = \frac{C_j}{\sum_{k=1}^m C_k}$$

The weighting coefficients and the weights of each indicator calculated by the CRITIC method in relation to the respective dimensions are shown in Table 8. AL and HydDis are the variables that have higher weights, because they belong to a dimension with few indicators and the index calculation is determinate by multiplying it by the variables of the reduced data set.

Table 8: Weights of individual indicators allocated by the CRITIC method.

Variables	C_j	w_j
PopDen	2.3789	0.3419
GDP	2.1405	0.3077
UrPopGr	2.4381	0.3504
<i>Total</i>	<i>6.9576</i>	<i>1.0000</i>
AP	3.3864	0.1107
CerPd	3.7379	0.1222
EmCO2	3.4711	0.1135
EnUse	5.6377	0.1843
EnProd	3.9563	0.1293
MCAP	5.1845	0.1695
FertUse	5.2135	0.1704
<i>Total</i>	<i>30.5875</i>	<i>1.0000</i>
AL	0.8940	0.5564
HydDis	0.7129	0.4436
<i>Total</i>	<i>1.6069</i>	<i>1.0000</i>
ChMor	2.5028	0.2959
DeaR	2.3000	0.2719
LiEB	3.6552	0.4322
<i>Total</i>	<i>8.4580</i>	<i>1.0000</i>
AW	1.7610	0.1997
AS	1.6549	0.1876
EPFRS	2.4791	0.2811
WaTMProt	2.9251	0.3316
<i>Total</i>	<i>8.8201</i>	<i>1.0000</i>

Legend:: AW – access to drinking water; AS – access to sanitation; EPFRS – renewable electricity; WaTMProt – territorial marine area waters protected; PopDen – population density; GDP – per capita income; UrPopGr – urban population growth; ChMor – child mortality; DeaR – general mortality; LiEB – life expectancy at birth; AP – agricultural production; CerPd – cereal production; EmCO₂ – emissions of CO₂; EnUse – energy intensity (energy use); EnProd – energy production; MCAP – marine capture and aquaculture production; FertUse – use of fertilizers; AL – agricultural land; HydDis – hydrological disasters.

Source: Authors' estimation (2013).

4.1.7 Aggregation

The last stage in the construction of a composite indicator is the aggregation of the weighted values. The aggregation process was performed in two points: i) from individual indicators that form the dimensions according to the DPSEEA model and ii) the aggregation of the dimensions into a composite indicator. For the aggregation, we used the weights generated by the CRITIC method.

Considering that the proposed environmental performance indicator is based on the DPSEEA model, the aggregation was performed for each of the elements that compose the dimensions of this model; subsequently, these dimensions were aggregated into the final composite indicator.

Furthermore, as indicated by Schuschny and Soto (2009), we consider the effects of each of the variables in relation to the performance to be measured, because some of them may favour the performance, while others may have a negative impact. Thus, the effects of each of the

individual indicators of the reduced data set must be identified. To determine the effects, we return to the theoretical framework and the previous works' evidence:

- (i) **Driving Force (DF)**. This is formed by the group of elements that generate environmental pressures and represent an increase in the consumption of natural resources, which can cause environmental disequilibrium (Corvalan et al., 1996). In this context, it is considered that the DF has a negative effect on countries' environmental performance. The individual indicators selected in this research are:
- **PopDen**. According to Bergh and Van Veen-Groot (1999), the most densely populated countries show a tendency to have more problems related to environmental pollution, mainly due to more car traffic, etc. The same correlation is defended by Liefferink et al. (2009). In this sense, the variable PopDen generates more driving force.
 - **GDP**. Bergh and Van Veen-Groot (1999) find that there is a significant negative correlation between the pressure and the GDP per capita. This is because the relationship between economic development and environmental quality is U-shaped (Dasgupta et al., 2001). Initially, environmental pollution grows proportionally to the development of the economy; however, it begins to decrease at a certain level of economic growth, mainly as a result of technological advances, optimizing productivity, and good policy practices, which can lead to environmentally and socially sustainable development. In this context, the higher the GDP, the lower the driving force.
 - **UrPopGr**. According to the World Bank report (2012), population growth requires more natural resources, such as land, water, forests, minerals, and energy. Furthermore, as Corvalán et al. (1996) affirm, many countries are facing environmental problems such as desertification, the collapse of natural resources, and environmental pollution while their populations are increasing very quickly. Therefore, the population increase leads to greater environmental pressure.
- (ii) **Pressure (P)**. This corresponds to the factors caused by the driving force that change the natural state of the available resources in general, caused by economic activities, energy production, the exploitation of natural resources, agriculture, etc. (Corvalán et al., 1996). As observed by Bergh and Van Veen-Groot (1999), there is a statistically negative correlation between the pressure and the environmental quality indicator. Therefore, in the proposed model, the pressure affects the environmental performance negatively and consists of the following indicators:
- **AP and CerPd**. Bergh and Van Veen-Groot (1999) find a positive correlation between the areas of agricultural and environmental issues; for them, one of the factors that reasons this correlation is the reduction of forest areas for agricultural use. Thus, we conclude that agricultural activity increases the environmental pressures.
 - **EmCO2**. The carbon dioxide emission is a factor that causes more environmental pressure, because it is an air pollutant and causes global warming (Bergh and Van Veen-Groot, 1999).
 - **EnUse**. Energy intensity exhausts non-renewable resources and increases air pollution (Bergh and Van Veen-Groot, 1999). Clerici et al. (2004) also find a strong and significant positive correlation between energy consumption and atmospheric pollution, thus increasing the pressure.

- **EnProd.** Non-renewable energy production has a negative impact on the environment (Bergh and Van Veen-Groot, 1999), so it is assumed that this variable increases the pressure on natural resources.
 - **MCAP.** The capture of marine life reduces the amount of this resource, which tends towards exhaustion. Therefore, it is another variable that increases the environmental pressures.
 - **FertUse.** The use of fertilizers and pesticides is considered one of the biggest environmental problems in agriculture (Bergh and Van Veen-Groot, 1999). Moreover, these researchers complement this assertion by claiming that agriculture is the source of almost all environmental problems, so the FertUse increases the pressure.
- (iii) **State (S).** This is the dimension that represents the effects of variation in pressure. It is the changes in the natural elements, such as the variation in the availability of natural resources, the physical exhaustion, and the levels of pollution, accidents, and natural disasters caused by increased pressure (Corvalán et al., 1996). In that sense, the state is a dimension that reacts inversely to the pressure and the driving force; therefore, it is proposed that it is positively correlated with the countries' environmental performance. The indicators selected for this dimension are:
- **AL.** The effect of this variable was already commented on regarding the use of fertilizers and agricultural production; therefore, it has a negative effect on its group, i.e., it reduces natural resource states.
 - **HydDis.** The increased pressure can cause environmental disasters. Therefore, the effects of hydrological disasters are considered as opposed to the state; the fewer natural disasters the better for the optimal state of natural resources.
- (iv) **Effects (Ef).** These represent the human health consequences of environmental quality, i.e., identifying how human health reacts to the environmental impacts. In that context, when it improves the quality of the available natural resources, it reduces the impacts on the health of the citizens. In the present model, it is recognized that the effects are negatively correlated with countries' environmental performance and the indicators used to assess the impacts of environmental quality on human health are:
- **ChMor, DeaR, and Lieb.** These three variables are analyzed together, as they have a strong conceptual and correlation statistic, as the rate of life expectancy (Lieb) is calculated according to infant mortality (ChMor) and general mortality (DeaR). That is, to increase life expectancy, we must reduce infant and general mortality.
- Following this principle, Clerici et al. (2004) find a negative correlation between the age variable and the population density. Based on these observations and the correlation between density and environmental quality, it follows that both mortality rates increase the effects, while life expectancy is negatively related to them.
- (v) **Actions (A).** Policies for the environment have a negative relationship with pressure, leading to the conclusion that the actions are able to reduce the environmental pressure (Bergh and Van Veen-Groot, 1999). In that context, it was assumed that actions have a positive effect on environmental performance.
- **AW and AS.** The provision of water and facilitation of basic sanitation are examples of social and environmental policies that often improve the quality of life. Therefore, they were considered to have a positive effect on environmental performance.

- **EPfRS.** Energy from renewable sources is considered the least polluting, and its use is able to reduce the environmental impact (Bergh and Van Veen-Groot, 1999). In this context, it is a strategy action to reduce energy production from the pollution sources, so it is adopted as a positive effect on actions.
- **WaTMProt.** Protection is a policy area of environmental preservation with the aim to preserve life and habitat, maintaining the biological system in its original form. Therefore, it is assumed that this environmental quality variable increases the environmental performance.

As there was no available variable that could be classified as exposure, that dimension was not considered in the model. However, this does not affect the final quality of the proposed model, because what we want is a single composite index that incorporates all six (6) dimensions of DPSEEA. The reason for the absence of variables representing exposure can be justified as the lack of data, i.e., there is no availability of data on the website. Figure 5 shows the summary of the effects and classifications.

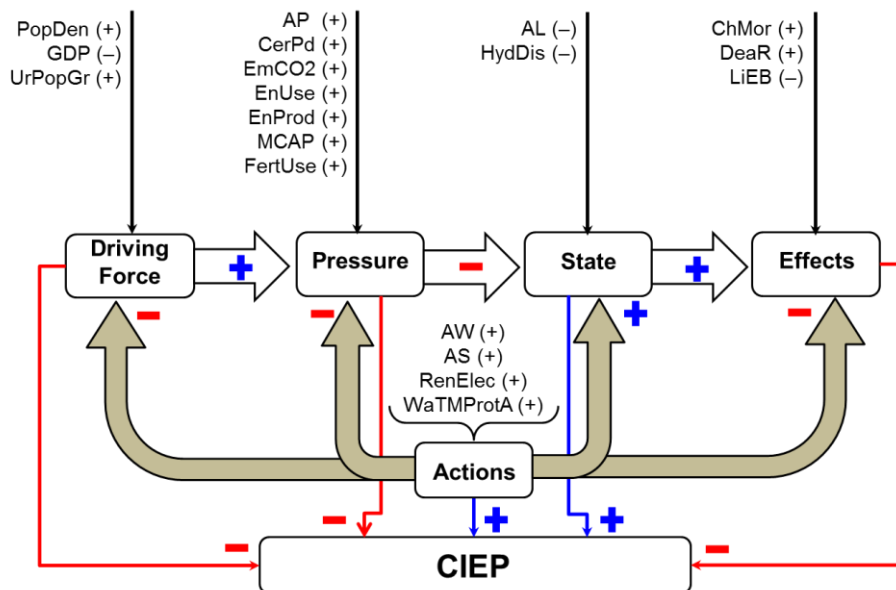


Figure 5: Classification and effects of the variables under the DPSEEA model.
Source: Own preparation (2013).

The aggregation was performed in two stages: the first involved the aggregation of individual indicators to form the dimensions and the second the aggregation of the dimensions to form the composer indicator, both in accordance with the effects shown in Figure 5. The aggregation was normalized by the sum and followed the steps below:

- Normalization by the sum.** The weights of each indicator were added by dimension and the result was divided by the sum of the dimensions, resulting in an index (weight w_j) that represents the relevance as a percentage of each indicator relative to the dimension to which it belongs, so that the sum of the values is 1 for each dimension.
- Calculation of the dimensions.** The indicators' values were multiplied by the respective weight w_j and the results were summed to form dimensions, carrying out each effect in its group. That is, at the time of addition, if the variable had a negative effect in the group, the value would be multiplied by a negative value for the form of a dimension.

After aggregating each dimension, we performed a correlation analysis between variables and dimensions. The results are presented in Table 9.

Table 9: Correlation analysis between individual indicators and dimensions.

		PopDen	GDP	UrPopGr	DF	AP	CerPd	EmCO2	EnUse
PopDen	Pearson Correl								
	Sig. (2-tailed)								
GDP	Pearson Correl	,083*							
	Sig. (2-tailed)	0.012							
UrPopGr	Pearson Correl	-,109**	-,368**						
	Sig. (2-tailed)	0.001	0						
DF	Pearson Correl	,612**	-,554**	,622**					
	Sig. (2-tailed)	0	0	0					
AP	Pearson Correl	-0.003	0.013	-,110**	-,068*				
	Sig. (2-tailed)	0.931	0.687	0.001	0.041				
CerPd	Pearson Correl	,069*	0.001	-,172**	-0.046	,850**			
	Sig. (2-tailed)	0.037	0.973	0	0.17	0			
EmCO2	Pearson Correl	,071*	,443**	-,215**	-,249**	,773**	,649**		
	Sig. (2-tailed)	0.033	0	0	0	0	0		
EnUse	Pearson Correl	-,190**	-,364**	,187**	,118**	,115**	,117**	0.051	
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0	0	0.125	
EnProd	Pearson Correl	-,185**	-0.009	,245**	0.007	,417**	,445**	,401**	,164**
	Sig. (2-tailed)	0	0.787	0	0.838	0	0	0	0
MCAP	Pearson Correl	-,112**	,093**	0.036	-,097**	,439**	,383**	,346**	0.002
	Sig. (2-tailed)	0.001	0.005	0.277	0.003	0	0	0	0.954
FertUse	Pearson Correl	,199**	,505**	-,120**	-,133**	0.031	-0.025	,315**	-,256**
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0.345	0.447	0	0
P	Pearson Correl	-0.054	,129**	-0.023	-,103**	,842**	,796**	,799**	,307**
	Sig. (2-tailed)	0.104	0	0.497	0.002	0	0	0	0
AL	Pearson Correl	,127**	-,219**	-,102**	,124**	,278**	,246**	0.063	,096**
	Sig. (2-tailed)	0	0	0.002	0	0	0	0.056	0.004
HydDis	Pearson Correl	0.059	-,261**	,126**	,218**	,686**	,650**	,444**	,130**
	Sig. (2-tailed)	0.076	0	0	0	0	0	0	0
S	Pearson Correl	-,132**	,301**	0.026	-,203**	-,547**	-,503**	-,257**	-,140**
	Sig. (2-tailed)	0	0	0.431	0	0	0	0	0
ChMor	Pearson Correl	-,208**	-,811**	,468**	,443**	-0.057	-,115**	-,447**	,353**
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0.084	0	0	0
Dear	Pearson Correl	-,077*	-,241**	-,186**	-0.057	,122**	,175**	-,130**	,215**
	Sig. (2-tailed)	0.021	0	0	0.086	0	0	0	0
LiEB	Pearson Correl	,219**	,774**	-,392**	-,378**	,127**	,116**	,457**	-,398**
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0	0	0	0
Ef	Pearson Correl	-,198**	-,717**	,252**	,293**	-0.018	-0.014	-,406**	,383**
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0.577	0.676	0	0
AW	Pearson Correl	,249**	,794**	-,500**	-,425**	-0.011	0.029	,346**	-,393**
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0.73	0.385	0	0
AS	Pearson Correl	,217**	,795**	-,512**	-,454**	-0.018	0.023	,376**	-,289**
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0.582	0.491	0	0
EPFRS	Pearson Correl	-,294**	,302**	-0.018	-,341**	-,224**	-,171**	-,120**	-,150**
	Sig. (2-tailed)	0	0	0.597	0	0	0	0	0
WaTMProt	Pearson Correl	-,116**	-0.004	-,131**	-,152**	,159**	,193**	,116**	0.056
	Sig. (2-tailed)	0	0.895	0	0	0	0	0	0.093
A	Pearson Correl	-0.023	,693**	-,418**	-,530**	-0.045	0.023	,246**	-,286**
	Sig. (2-tailed)	0.494	0	0	0	0.175	0.497	0	0
		EnProd	MCAP	FertUse	P	AL	HydDis	S	ChMor
MCAP	Pearson Correl	,315**							
	Sig. (2-tailed)	0							
FertUse	Pearson Correl	0.034	0.033						
	Sig. (2-tailed)	0.305	0.326						
P	Pearson Correl	,635**	,652**	,214**					
	Sig. (2-tailed)	0	0	0					
AL	Pearson Correl	-,071*	-0.06	-,249**	,074*				
	Sig. (2-tailed)	0.032	0.069	0	0.026				
HydDis	Pearson Correl	,434**	,428**	-,092**	,638**	,134**			
	Sig. (2-tailed)	0	0	0.005	0	0			
S	Pearson Correl	-,141**	-,147**	,249**	-,355**	-,890**	-,572**		
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0	0		
ChMor	Pearson Correl	,092**	-,072*	-,572**	-,158**	,202**	,247**	-,281**	
	Sig. (2-tailed)	0.006	0.03	0	0	0	0	0	
Dear	Pearson Correl	-0.059	0.023	-,401**	0.013	,327**	,116**	-,324**	,306**
	Sig. (2-tailed)	0.076	0.493	0	0.7	0	0	0	0
LiEB	Pearson Correl	-0.039	,100**	,551**	,180**	-,202**	-,186**	,253**	-,907**
	Sig. (2-tailed)	0.243	0.003	0	0	0	0	0	0
Ef	Pearson Correl	0.025	-0.057	-,607**	-,125**	,298**	,218**	-,347**	,869**
	Sig. (2-tailed)	0.451	0.087	0	0	0	0	0	0
AW	Pearson Correl	-,102**	-0.063	,486**	0.029	-,126**	-,256**	,222**	-,786**
	Sig. (2-tailed)	0.002	0.058	0	0.383	0	0	0	0

AS	Pearson Correl	-0.041	-0.058	,504**	,077*	-,187**	-,281**	,285**	-,793**
	Sig. (2-tailed)	0.214	0.078	0	0.02	0	0	0	0
EPfRS	Pearson Correl	,232**	-,066*	,287**	-,070*	-,224**	-,210**	,282**	-,258**
	Sig. (2-tailed)	0	0.048	0	0.034	0	0	0	0
WaTMProt	Pearson Correl	0.05	0.04	0.058	,154**	0.009	,103**	-0.055	-0.063
	Sig. (2-tailed)	0.128	0.222	0.079	0	0.781	0.002	0.095	0.058
A	Pearson Correl	,078*	-0.055	,503**	,070*	-,207**	-,239**	,282**	-,698**
	Sig. (2-tailed)	0.018	0.095	0	0.035	0	0	0	0
		DeaR	LiEB	Ef	AW	AS	EPfRS	WaTMProt	A
LiEB	Pearson Correl		-,421**						
	Sig. (2-tailed)		0						
Ef	Pearson Correl		,714**	-,919**					
	Sig. (2-tailed)		0	0					
AW	Pearson Correl		-,227**	,734**	-,686**				
	Sig. (2-tailed)		0	0	0				
AS	Pearson Correl		-,286**	,778**	-,731**	,835**			
	Sig. (2-tailed)		0	0	0	0			
EPfRS	Pearson Correl		-,137**	,254**	-,257**	,228**	,252**		
	Sig. (2-tailed)		0	0	0	0	0		
WaTMProt	Pearson Correl		,145**	0.06	0.015	0.017	-0.012	-0.015	
	Sig. (2-tailed)		0	0.071	0.643	0.617	0.723	0.64	
A	Pearson Correl		-,179**	,671**	-,606**	,757**	,749**	,624**	,428**
	Sig. (2-tailed)		0	0	0	0	0	0	0

Legend: *. Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed); **. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

PopDen – population density; GDP – per capita income ; UrPopGr – urban population growth; DF – driving force; AP – agricultural production; CerPd – cereal production; EmCO₂ – emissions of CO₂; EnUse – energy intensity (energy use); EnProd – energy production; MCAP – marine capture and aquaculture production; FertUse – use of fertilizers; P – pressure; ; AL – agricultural land; HydDis – hydrological disasters; S – state; ChMor – child mortality; DeaR – general mortality; LiEB – life expectancy at birth; Ef – effects; AW – access to drinking water; AS – access to sanitation; EPfRS – renewable electricity; WaTMProt – territorial marine area waters protected; A – actions.

Source: Authors' estimation (2013).

According to Table 9, the indicators that compose the dimension driving force (DF) have the expected correlation, i.e., density and population growth have a strong positive statistical correlation of 0.612 and 0.622, respectively, with dimension DF, while the GDP per capita is negatively correlated with the same dimension with a coefficient of -0.554. This suggests that population growth creates more driving force.

Regarding the indicators of pressure (P), the effects are the same as those posed in this context: all the variables are positively correlated with pressure, which means that the selected individual indicators increase the environmental pressure. Agricultural production, grain production, CO₂ emissions, energy production, and the capture of marine animals showed a significant and very high positive correlation; their coefficients are respectively: 0.842, 0.796, 0.799, 0.635, and 0.652. The intensity of energy use and the use of fertilizers had significant correlations with its dimensions, but in smaller proportions; their correlation coefficients are 0.307 and 0.214.

The state dimension (S) is composed of two indicators and it was initially proposed that it would have a negative correlation, which was confirmed in the statistical analysis. The correlation coefficient between the proportion of cultivated land and the S is -0.890, which proves a very strong negative correlation. With a slightly lower intensity, the correlation coefficient between hydrological disasters and state is -0.572. In that context, agricultural land and hydrological disasters reduce the environmental resource status.

The effects (E) were analyzed considering three individual indicators and confirmed the expected correlation with the effects, as child and generally mortality rates has a positive statistically significant correlation with the Econ dimension of 0.869 and 0.714, respectively, while life expectancy is negatively correlated with the E dimension with a coefficient of -0.919. This means that the effects on human health are strongly linked to environmental devastation, causing an increase in the rate of child and general mortality and reduced life expectancy of the population.

Considering the indicators that form the actions (A), it is also verified that the correlations between them and the actions that had been raised at the beginning were all confirmed. The correlation between the state and the accessibility of water supply and sanitary treatment of water, as well as energy production from renewable resources, showed strong significant positive coefficients of 0.757, 0.749, and 0.624, respectively. With less intensity, but also positive, the coefficient of the protection of marine and land was 0.428.

Based on these results, the composite indicator was aggregate from the weighting of the dimensions of the CRITIC model according to the following phases:

- 1) **Calculation of the weighting coefficients.** To calculate the dimensions of weighting coefficient C_j the same technique applied to individual indicators was used. Based on the CRITIC methodology, the coefficients were determined for each dimension, which were normalized by the sum of all the dimensions to determine the weight of each. The weights w_j of the dimensions are shown in Table 10.

Table 10: Weights of the dimensions allocated by the CRITIC method.

Dimensions	w_j
DF	0.17856
P	0.15895
S	0.21723
Ef	0.26200
A	0.18326
Total	1
Legend: DF – driving force; P – pressure; S – state; Ef – effects; A – actions.	

Source: Authors' estimation (2013).

- 2) **Aggregation dimensions.** Starting from the previous weights, the respective dimensions were aggregated in a composite indicator environment. The aggregation process considers the effects and reactions of each dimension in relation to environmental performance, as appears in Figure 5. Therefore, the dimensions that reacted negatively were multiplied by the negative at the time of addition. The aggregation equation is shown below:

$$CIEP_i = [(DF_i * w_{DF}) * (-1)] + [(P_i * w_P) * (-1)] + (S_i * w_S) + [(Ef_i * w_{Ef}) * (-1)] + (A_i * w_A)$$

The result of the correlation analysis to check whether the dimensions were related to the Composite Indicator of Environmental Performance (CIEP) are presented in Table 11. All the correlations raised between the dimensions and the composite indicator were confirmed. As observed, the dimensions S and A have a strong positive significant correlation with environmental performance, with coefficients of 0.665 and 0.721, respectively. The dimensions DF, P, and E reduce the environmental performance of countries and their correlation coefficients with the CIEP were, respectively, -0.611, -0.329, and -0.831. However, pressure has a low value, which means little influence on the environmental performance.

Table 11: Correlation analysis between the dimensions and the Environmental Performance Index.

		DF	P	S	Ef	A	CIEP
DF	Pearson Correlation	-					
	Sig. (2-tailed)						
	N	912					
P	Pearson Correlation	-,013	-				

	Sig. (2-tailed)						
	N	912	912				
S	Pearson Correlation	-,217**	-,328**	-			
	Sig. (2-tailed)	,000	,000				
	N	912	912	912			
Ef	Pearson Correlation	,374**	,056	-,330**	-		
	Sig. (2-tailed)	,000	,088	,000			
	N	912	912	912	912		
A	Pearson Correlation	-,541**	-,028	,257**	-,564**	-	
	Sig. (2-tailed)	,000	,397	,000	,000		
	N	912	912	912	912	912	
CIEP	Pearson Correlation	-,611**	-,329**	,665**	-,831**	,721**	-
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000	,000	
	N	912	912	912	912	912	912
Legend: **. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).							
Variables: DF – driving force, P – pressure, S – state, Ef – effects, A – actions; CIEP – composite indicator of environmental performance.							

Source: Authors' estimation (2013).

Considering the correlation between the dimensions of the DPSEEA model, the coefficients between the DF and the others are state: -0.217; effect: 0.374; and actions: 0.541, which means that the driving forces tend to reduce the state of natural resources and the potential of the shares, while increasing the negative effects on human health. DF's relationship with pressure is not significant. The only significant conclusion about P is that it negatively affects the state of the natural resources available, presenting a significant negative correlation coefficient of -0.328.

The correlation coefficient between the state (S) and the actions (A) was weakly significantly positive at 0.257, while the correlation coefficient of S with the effects (Ef) was -0.330, which concludes that when the quality and availability of the resources available in nature are reduced, the negative effects on human health increase. It was further found that the actions tend to diminish the effects resulting from environmental degradation, as a correlation coefficient of -0.564 was obtained.

Based on these results, it is found that, as was raised in the DPSEEA model theory, an increase in the driving force and pressure reduces the environmental quality of the country as well as the driving force generating more adverse effects on the environment and reducing the quality of the nature states of resources. Regarding the correlation between the driving force and the pressure, the results show that it is not statistically significant, but the pressure reduces the state of natural resources, i.e., by increasing the pressure, it consumes more resources, and consequently generates more negative effects on human health.

Analyzing the correlation between the dimensions and the environmental performance estimated by CIEP, it is verified that DF, P, and Ef have negative and significant correlation coefficients, although the pressure is weak (-0.329). The other two coefficients are both strong: DF (-0.611) and Ef (-0.831). On the other hand, the correlation coefficients between the CIEP and state and shares are statistically strong and positive, with 0.665 and 0.721, respectively.

With this finding, the objective is met and information is generated to use in decision making and evaluating the environmental performance of the countries analyzed. Furthermore, we can construct a ranking among countries.

4.2 CIEP utility: countries' ranking and benchmarking of their environmental performance

From the CIEP annual values for each country, a comparative analysis was carried out between the country performances based on the increasing performance ranking of the countries analyzed. Tables 12 and 13 reflect the ten best and worst countries regarding their environmental performance in 2004–2009.

Table 12: Ranking for countries with the best environmental performance.

Country	Country Code	Rk_2004	Rk_2005	Rk_2006	Rk_2007	Rk_2008	Rk_2009
Iceland	ISL	1	1	1	1	1	1
Norway	NOR	2	2	2	2	2	2
Sweden	SWE	3	3	3	3	3	3
Finland	FIN	4	4	4	4	4	4
Canada	CAN	5	5	5	5	5	5
Switzerland	CHE	7	9	10	7	10	6
Suriname	SUR	9	7	7	12	8	7
Belize	BLZ	8	12	11	8	16	8
Qatar	QAT	6	6	6	6	9	9
Oman	OMN	11	8	9	13	7	10

Source: Own preparation (2013).

Table 13: Ranking for countries with the worst environmental performance.

Country	Country Code	Rk_2004	Rk_2005	Rk_2006	Rk_2007	Rk_2008	Rk_2009
Cote d'Ivoire	CIV	144	142	146	147	146	143
India	IND	146	149	147	145	143	144
Angola	AGO	148	144	142	144	142	145
Togo	TGO	139	140	141	143	144	146
Madagascar	MDG	142	139	139	142	148	147
Ghana	GHA	145	146	145	148	147	148
Haiti	HTI	149	145	148	149	149	149
Bangladesh	BGD	150	151	150	150	150	150
Burundi	BDI	151	150	151	151	151	151
Nigeria	NGA	152	152	152	152	152	152

Source: Own preparation (2013).

As verified in the previous tables, the top five best environmental performers maintain exactly the same position in the annual ranking. In addition, the top ten countries do not show many changes during the annual series analyzed, i.e., the top ten are practically the same in all the years. On the other side, the ten worst environmental performances are always occupied by a group of countries that alternate positions, but do not stray far from this area, which shows that the best and the worst environmental performances are almost always presented by the same countries during the period analyzed.

Therefore, through the temporal analysis of the environmental performance, we realized that both the best and the worst groups are static, and that closer to the middle of the ranking, more changes occur.

To analyze the influence and relationship between the five dimensions and the environmental performance determined by the CIEP, we decided to analyze the rankings for the ten best and ten worst performances of each of the dimensions compared with the performance according to the CIEP. In general, we found that through both dimensions' effects and actions, countries maintain a static position in the period analyzed.

- a) Driving force and the CIEP. Verifying the performance of the 10 countries with the greatest driving force and the 10 with the lowest performance level, it is apparent that there is a pre-dominance of two groups of countries at both extremes. The countries with lower driving force are mostly those that are part of the set of 30 countries with the best environmental performance, while those with higher levels of driving force belong to the worse CIEP results. The countries with a lower driving force level were Australia, Canada, Estonia, Finland, Guyana, Iceland, Latvia, and Sweden. Of these countries, 50% were in the top10 in the CIEP. In contrast, Bangladesh, Burundi, Gambia, Haiti, Maldives, Nepal, and Singapore were among the group of 10 countries with higher driving force during the years analyzed.
- b) Pressure and the CIEP. Regarding pressure, there was no clear predominance hegemony and dominance of countries with higher and lower CIEP performance. Thus, in the years analyzed, the ten countries that generated higher and lower pressure show different positions in the global ranking of environmental performance according to the CIEP. The richer or industrialized countries – Australia, China, India, Indonesia, Korea, Mexico, Russia, and the United States – were those with higher environmental pressure. On the other hand, the less developed countries in the median higher zone in the ranking of environmental performance were among those generating lower pressure in the six consecutive years analyzed: Malta, Eritrea, Botswana, and Barbados.
- c) State and the CIEP. The top 10 highest state levels of countries are related to the 10 best in the CIEP, while the 10 lowest states are predominantly those with a lower CIEP score. Concretely, 50% of the countries listed in the top 10 performances in the CIEP have the best state value. On the other side, 40% of the worst states are formed by countries that belong to the group of the 10 worst CIEP performances.
- d) Effect and the CIEP. Comparing the top 10 environmental performances of the CIEP with effect, it is verified that only Iceland and Qatar are among the 10 countries that experienced fewer effects of environmental degradation and belong to the group of the top 10 CIEP performances. However, most of the group of countries that suffered smaller effects corresponded to the countries that had the best environmental performances (Australia, Israel, Japan, South Korea, Singapore, and the UAE). Of the ten countries that suffered the effects of ecological degradation, Angola, Burkina Faso, Burundi, Shrimp, the Democratic Republic of Congo, Guinea-Bissau, Mozambique, Niger, and Nigeria are highlighted. These countries were the ones that were in the group of ten that suffered the impact of the effects. In addition, Nigeria is the country with the worst performance according to the CIEP. A common factor is that all these countries are on the African continent.
- e) Action and the CIEP. Whereas the ten best performances are in the action dimension and the CIEP, it is verified that these two sets of countries have approximately 60% in common. That is, the largest performances in action are comprised pre-dominantly of a higher CIEP score. The same percentage was observed on the other side of the ranking; in that sense, most of the countries in the group of the ten worst performers in action are the ones that showed the worst performances in the CIEP.

Regarding the frequency of the countries in the group of the best performances in action, it was verified that Australia, Austria, France, Germany, Iceland, Norway, Sweden, Switzerland, and the United States remained for at least five years in the series analyzed. At the other extreme, Angola, Cambodia, Cote d'Ivoire, Eritrea, Ghana, Nigeria, and Sudan made the worst investments in action and environmental policies and usually were in the worst positions regarding performance in the CIEP.

The following Figure 6 represents the world map plotted according to the CIEP scores. As darker, the best is environmental quality. The gray color represents the countries with missing values.

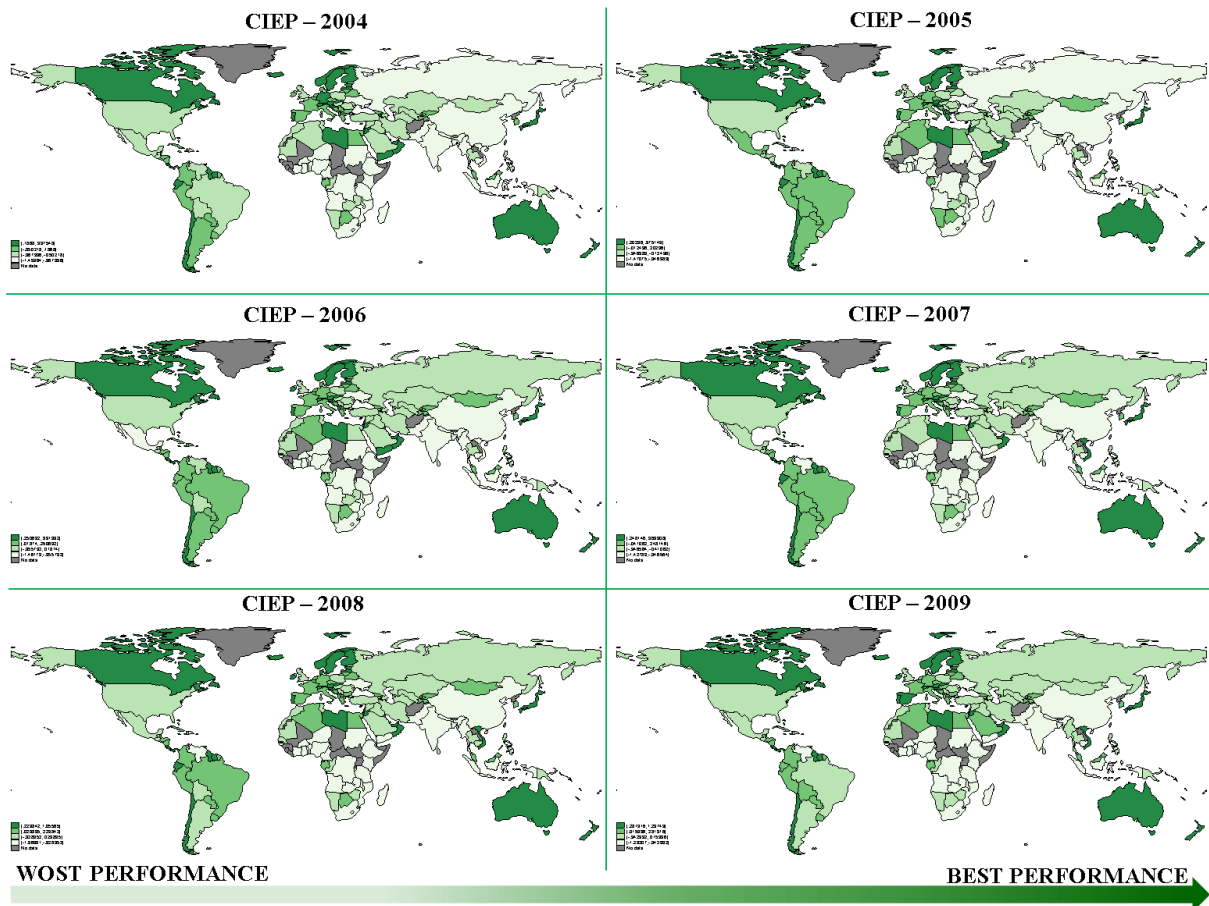


Figure 6: CIEP World map.
Source: Authors' estimation (2015).

The present maps shown in the Figure 6 are drawn classifying the environmental performance in four levels for each analyzed year.

5 CONCLUSIONS

In this research, our own model is developed for measuring environmental performance, the CIEP model, formed by the aggregation of 19 indicators grouped into 5 dimensions of the DPSEEA model. The dimensions that were grouped from individual indicators correspond to the driving force (DF), pressure (P), state (S), effects (Ef), and actions (A), which were weighted and aggregated by the CRITIC method.

The CIEP is a tool built to aid environmental management, which produces relevant information to assess the factors that are related to environmental performance and environmental policy making at the country level to improve the current situation. It can also

serve for other stakeholders who need to make decisions based on countries' environmental performance, to facilitate the development of more efficient and effective actions by identifying weak and strong points in the ecological system by country.

The CIEP provides a better environmental radiograph of the whole process, overall and segmented by dimensions, facilitating the identification of specific points that compromise the quality of nature, which may raise actions to reduce the problems of each dimension, in addition to helping action plans of an urgent character and identifying the priorities of each country by dimension.

In that sense, the CIEP model measures the environmental impact dynamically, considering the causes, effects, and actions. The empirical application confirmed the effects of individual indicators raised initially and the dimensions in the theory DPSEEA model, considering the correlations between individual indicators and specific dimensions. In this context, we observed that the density and population growth generate more driving force, while countries with a higher GDP per capita have a lower driving force. That is, richer countries and less populated ones often suffer less environmental damage, presenting better environmental performance.

The selected individual indicators that cause environmental pressure confirm that agricultural activities, energy production and use, CO₂ emissions, and the capture of marine creatures tend to generate more pressure on nature. Therefore, countries abundant in agricultural and fishing activities and energy production harm the environment.

The use of land for agriculture and hydrological disasters adversely affect the states of the natural resources available, which often produces negative effects on human health.

The negative consequences of environmental devastation on human health were observed with the positive correlation between the dimension effects and the indicators of child mortality and general mortality. In contrast, the life expectancy rate has a negative correlation with the effects. This means that countries that generate a greater negative impact on nature have a higher child and general mortality rate while reducing life expectancy.

The favorable behavior of actions to reduce the environmental impact shows that the social and environmental policies of access to water and sanitary treatment for the population, the protection of marine and terrestrial areas, and the incentive to engage in clean energy production are actions that improve the environmental quality. Therefore, countries that invest in these activities tend to have fewer environmental problems.

With these negative and positive effects, from the results presented it was clearly observed that the relationship between the dimensions of the DPSEEA model and those of the CIEP is consistent with the theory. In this context, it was verified that the driving force and the pressure impact negatively on the environmental performance of the countries studied, besides reducing the states of the resources available in nature and exerting negative effects on human health, making increased investments in actions necessary to repair the damage caused to the environment.

Regarding the ranking of countries' environmental performance, compiled from the CIEP, it is verified that the existence of two group of countries occupying the best and worst ranking positions is invariant in the period analyzed. This implies that, in general, countries that are at

the lower end of the ranking seem to be accustomed to and do not react to the environmental situation in which they find themselves.

Moreover, countries with a better CIEP score generate less driving force and pressure, preserve the natural state of resources optimally, and, consequently, tend to perceive fewer effects and less need to undertake actions to offset the environmental losses. In contrast, countries at the other end of the performance of the CIEP have higher levels of driving force and pressure, which reduce the quality and quantity of natural resources, causing further environmental degradation and producing negative effects on human health, requiring further action.

Although countries that produce higher and lower levels of pressure are not as predominantly defined in relation to the performance of the CIEP, it can verify the permanence of some of the most industrialized countries in the group that generates more environmental pressure. This is a result of production, consumption, and waste generation.

In general, the least developed countries are in the group generating the least environmental pressure. Richer countries in general are among those that most consistently undertake actions for the environment.

The present research has some limitations that are strongly associated with the availability of data, leading to a reduction in the variables to consider in the construction of the composite index. Thus, future research should overcome the limitations indicated and it is important to undertake an analysis of robustness based on the comparison of these results with those of other proposals, to try to extend the period, the variables, and the countries considered, and to replicate this research at the municipal, local, regional and federal levels.

FINAL CONSIDERATIONS

This work presents some findings that can help clarify and understand the environmental impacts and their consequences. The CIEP is environment management tool, which produces relevant information to assess the factors that are related to environmental performance and environmental policy making at the country level to improve the current situation. The CIEP model measures the environmental impact dynamically, considering the causes, effects, and actions. It is observed that the density and population growth generate more driving force, while countries with a higher GDP per capita have a lower driving force. That is, richer countries and less populated ones often suffer less environmental damage, presenting better environmental performance.

Countries abundant in agricultural and fishing activities and energy production harm the environment. The use of land for agriculture and hydrological disasters adversely affect the states of the natural resources available, which often produces negative effects on human health. Countries that generate a greater negative impact on nature have a higher child and general mortality rate while reducing life expectancy. Based on the results presented, it was clearly observed that the relationship between the dimensions of the DPSEEA model and those of the CIEP is consistent with the theory.

Furthermore, countries at the other end of the performance of the CIEP have higher levels of driving force and pressure, which reduce the quality and quantity of natural resources, causing further environmental degradation and producing negative effects on human health, requiring further action. In general, richer countries are among those that most consistently undertake actions for the environment.

The main results of robustness analysis indicate that all factors influencing the output, although in different proportions. All countries moved their rank position when the methodology was changed. However, some countries are more vulnerable to factor changes than others. India (IND), Singapore (SGP), Libya (LBY), Barbados (BRB), Switzerland (CHE) and the Republic of Korea (KOR) were the countries that moved most widely in the ranking position on average, while Iceland (ISL), Belize (BLZ), Qatar (QAT), Oman (OMN) and Cyprus (CYP) on average moved lower in the ranking position.

The inputs that have fewer interactions are ‘replacing missing value with zero (ZI)’ and ‘single imputation by mean substitution (MI)’ both had low interaction with the output. On the other hand, the factors ‘normalized by the rate of least mean difference (SA)’; ‘equal weighting (EW)’ and ‘weighting by principal component analysis (PCA)’ have the most interaction with the output.

The comparative analysis between the Composite Index of Environmental Performance (CIEP) and the Environmental Performance Index (EPI) shows that both indexes were developed using different methodologies and single variables. The EPI policy category ‘water and sanitation (effects on humans)’ has two common variables with the CIEP and explains part of the CIEP performance. The analysed indexes have around 20% identical variables. The CIEP is developed aggregating single variables in five dimensions, while the EPI aggregates

them in nine environmental policy categories and then, as two objectives issues. These differences make them complementary.

Norway (NOR), South Africa (ZAF), Cameroon (CMR), Ireland (IRL) and Cuba (CUB) are the less affected countries by the divergences, on average. This means that these countries have few differences between the CIEP and EPI ranks. On the other hand, Lybia (LBY), Kuwait (KWT), Oman (OMN), Jordan (JOR) and Qatar (QAT) are more susceptible to the impact of methodological differences, and thus they have different classifications in the indexes.

Concerning the conclusion on the experiments about the trade-off between economic development and its environmental damage, it was found that there is still very little research done into investigating the EKC hypothesis by using a composite index to measure environmental damage. The empirical outputs show that the mCIEP does not support the EKC hypothesis. The time and individual effects have different correlations with ecological damage in all regression.

The decomposition analysis found that the negative impact on human health measured by effect dimension increases at the beginning of economic development, but it decreases at the second level of economic growth, increasing again at the third level of economic development. However, it is observed that the environmental performance using the driving-force and the pressure dimensions as dependent variables is reduced only in the beginning of economic growth.

Further results show that factor 1 (when the dimensions are aggregated) has similar behavior to effects dimension. The ecological damage increases at the lowest level of economic development, but then it decreases and increases again at the highest level of economic growth. Factor 2 does not have significant results. Thus, based on the factorial analysis, the EKC hypothesis is also rejected.

The exploratory model shows that democracy and social policies have a significant and positive correlation with environmental performance while tourism, transport and the consumption of goods cause ecological damage. The coefficients of International Trade proves that importing countries transfer to exporting countries the production of goods as a way to escape the burden of pollution, but continue to cause environmental damage indirectly.

To conclude, some drawbacks were also found during the present research. The first is very common in this type of work, the missing value in database, besides of the quality of data. Some countries had to be dropped because of there was no enough information. Furthermore, these problems also affected the analyzed period that could have been most recently, but it was impossible due the dataset. Nevertheless, this is a pilot project that will be improved and, in the future, it will be updated annually and the dataset will be available for free download.

For future researches, it can replicate the CIEP model at the municipal, local, regional and federal spheres; to perform the robustness analysis, taking account the economic development level and use other methodologies for sensitivity analysis. In addition, it can compare the CIEP with other environmental composite indexes beyond that which was run and analyze the relationship between economic growth and its environmental impacts under Pollution Haven Hypothesis (PHH) using the CIEP dataset.

CONSIDERACIONES FINALES

El presente trabajo presenta unos resultados que pueden ayudar a clarificar y comprender los impactos medioambientales y sus consecuencias. El CIEP es una herramienta de gestión que genera información relevante para evaluar factores que están relacionados con el desempeño y las políticas medioambientales desarrolladas a nivel país para mejorar la situación actual. El modelo CIEP calcula el impacto medioambiental de forma dinámica, teniendo en cuenta las causas, los efectos y las acciones. Se observa que la densidad y el crecimiento poblacional generan más fuerza propulsora, mientras que los países con mayor PIB per cápita tienen las fuerzas propulsoras más pequeñas. Eso significa, que los países más ricos y menos poblados suelen generar menos daños medioambientales, presentando los mejores desempeños medioambientales.

Los países con economías más intensivas en actividades agrícolas y de pesca y que producen energía suelen generar más daños medioambientales. El uso de la tierra para la agricultura y los desastres hidrológicos afectan adversamente el estado natural de los recursos disponibles, que suelen producir efectos negativos en la salud humana. Los países que generan gran impacto negativo en la naturaleza tienen elevada tasa de mortalidad infantil y general, reduciéndose sus expectativas de vida. Basado en los resultados presentados, se observa claramente que la relación entre las dimensiones del modelo DPSEEA y los del CIEP es consistente con la teoría.

Además, los países con bajo desempeño del CIEP tienen alto grado de fuerza propulsora y presión, lo que reduce la calidad y la cantidad de los recursos naturales, causando más degradación medioambiental y produciendo efectos negativos en la salud humana, lo que requiere más acciones. En general, los países más ricos están entre aquellos que emprenden acciones más consistentes en favor del medioambiente.

Los principales resultados del análisis de robustez indican que todos los factores influyen en los resultados finales, aunque en proporciones distintas. Todos los países cambian las posiciones del ranking cuando las metodologías son modificadas. Sin embargo, algunos de los países son más vulnerables a los cambios de los factores en comparación con otros. India (IND), Singapur (SGP), Libia (LBY), Barbados (BRB), Suiza (CHE) y la República de Corea (KOR) fueron los países que más cambiaron posiciones del ranking en promedio, mientras tanto, Islandia (ISL), Belice (BLZ), Qatar (QAT), Omán (OMN) y Chipre (CYP) son los que menos cambiaron las posiciones, en promedio.

Los factores que tienen más baja interacciones son “sustituir los valores perdidos por cero (ZI)” y “imputación sencilla sustitución por el promedio (MI)”, ambas tuvieron baja interacciones con los resultados. Por otro lado, los factores “normalización por la tasa de la diferencia menos el promedio (MI)”; “ponderación igual (EW)” y “ponderación por el componente principal (PCA)” tuvieron las más elevadas interacciones con las salidas.

El análisis comparativo entre el Índice Compuesto de Desempeño Medioambiental (*Composite Index of Environmental Performance – CIEP*) y el Índice de Performance Medioambiental (*Environmental Performance Index – EPI*) muestra que ambos los índices fueron desarrollados bajo distintas metodologías y variables individuales. La categoría Política de agua y saneamiento (efectos en la salud humana) del EPI tiene dos variables en

común con el CIEP, lo que explica parte del desempeño medioambiental CIEP. Los índices analizados tienen un total de 20% de variables idénticas. El CIEP es desarrollado agregando variables individuales en cinco dimensiones, mientras que el EPI las agrega en nueve categorías de políticas medioambientales y después en dos cuestiones objetivas. Las diferencias mencionadas los hacen ser complementarios.

Noruega (NOR), Sudáfrica (ZAF), Camerún (CMR), Irlanda (IRL) y Cuba (CUB) son los países menos afectados por las divergencias mencionadas, en promedio. Lo que significa que estos países tienen pocas diferencias entre las calificaciones del CIEP y el EPI. Por otro lado, Libia (LBY), Kuwait (KWT), Omán (OMN), Jordania (JOR) y Qatar (QAT) son más susceptibles a los impactos de las diferencias metodológicas, así que ellos tienen diferentes clasificaciones en los dos índices.

Acerca de las conclusiones en los experimentos sobre el *trade-off* entre el desarrollo económico y sus daños medioambientales, se descubrió que todavía existen pocas investigaciones realizadas acerca de la hipótesis EKC que utilizan índices compuesto para medir el daño medioambiental. Los resultados empíricos muestran que el CIEP no suporta la hipótesis EKC. Los efectos del tiempo y de los individuos tienen distintas correlaciones con el daño ecológico en todos los modelos propuestos.

El análisis de descomposición encontró que el impacto negativo en la salud humana medido por la dimensión efecto aumenta al principio del desarrollo económico, pero decrece en un segundo nivel del crecimiento económico, volviendo a crecer una vez más en el tercer nivel del desarrollo económico. Sin embargo, se observó que el daño medioambiental usando las dimensiones fuerza impulsora y presión como variables dependientes es reducido solamente al principio del desarrollo económico.

Otros resultados demuestran que el factor 1 (cuando las dimensiones son agregadas) tiene un comportamiento similar a la dimensión efectos. El daño ecológico aumenta en los niveles más bajo del desarrollo económico, pero luego decrece y vuelve a crecer una vez más en el nivel más alto del crecimiento económico. El factor 2 no tiene resultado significativo. Por lo tanto, basada en el análisis factorial, la hipótesis EKC también es rechazada.

El modelo exploratorio permitió observar que la democracia y las políticas sociales tienen una correlación positiva y significativa con el desempeño medioambiental, mientras el turismo, transporte y el consumo de bienes causan daño ecológico. El coeficiente del comercio internacional comprueba que los países importadores transfieren a los exportadores la producción de bienes como una forma de escapar de la carga de polución, pero siguen causando daño ambiental indirectamente.

Para concluir, esta investigación presenta un conjunto de limitaciones. La más importante, muy común en ese tipo de trabajo, los valores faltantes en el banco de datos, además de la calidad de los datos. Algunos países tuvieron que ser eliminados por no disponer de suficiente información. De mismo modo, estos problemas también afectaron el período analizado que podría ser más reciente, pero fue imposible debido a la disponibilidad de datos. Sin embargo, eso es un proyecto piloto que será mejorado y, en el futuro, será actualizado anualmente y la base de datos estará disponible para descargar gratuitamente.

En futuras investigaciones, se pretende adaptar el modelo CIEP a las esferas municipal, local, y regional; realizar análisis de robustez teniendo en cuenta en nivel de desarrollo económico y

usar otras metodologías para análisis de sensibilidad. Además, se puede comparar el CIEP con otros índices compuestos medioambientales aparte de el que se ha realizado, y se pretende analizar la relación entre el crecimiento económico y sus impactos bajo la hipótesis de la fuga de polución (*Pollution Haven Hypothesis – PHH*) usando la base de datos del CIEP.

References

- Abou-Ali H. and Abdelfattah, Y. M. 2013. Integrated paradigm for sustainable development: A panel data study. *Economic Modeling* 30, 334–342.
- Ahmeda, K. and Long, W., 2012. Environmental Kuznets Curve and Pakistan: An Empirical Analysis. *Procedia Economics and Finance* 1, 4–13.
- Al-Mulali, U.; Weng-Wai, C., Sheau-Ting, L., and Mohammed, A. H., 2015. Investigating the environmental Kuznets curve (EKC) hypothesis by utilizing the ecological footprint as an indicator of environmental degradation. *Ecological Indicators* 48, 315–323.
- Angrist, J. and Pischke, J. S., 2010. The Credibility Revolution in Empirical Economics: How Better Research Design Is Taking the Con out of Econometrics. *Journal of Economic Perspectives* 24(2), 3–30.
- Antweiler, W., Copeland, B. R. and Taylor, M. S., 2001. Is Free Trade Good for the Environment? *The American Economic Review* 91 (4), 877–908.
- Arrow, K., Bolin, B., Costanza, R., Dasgupta, P., Folke, C., Holling, C. S., Jansson, Bengt-Owe, Levin, S., Mdlar, Kari-Goran, Perrings, C. and Pimentel, D., 1995. Economic growth, carrying capacity, and the environment. *Ecological economics* 15 (2), 91–95.
- Aslanidis, N., 2009. Environmental Kuznets Curve for carbon emissions: a critical survey. FEEM Working Paper No. 75.2009. Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=1498484> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1498484>
- Audigier, François., 2000. Basic concepts and core competencies for education for democratic citizenship. *Council for Cultural Co-operation*.
- Babu, S. S. and Datta, S. K., 2013. The relevance of environmental Kuznets curve (EKC) in a framework of broad-based environmental degradation and modified measure of growth – a pooled data analysis. *International Journal of Sustainable Development & World Ecology* 20 (4), 309–316.
- Bagliani, M., Bravo, G., and Dalmazone, S., 2008. A consumption-based approach to environmental Kuznets curves using the ecological footprint indicator. *Ecological economics* 65, 650–661.
- Bandura, R., and Del Campo, C. M., 2006. A survey of composite indices measuring country performance: 2006 update. *United Nations Development Programme Background Paper – Office of Development Studies*. New York: United Nations.
- Bandura, Romina., 2008. A Survey of Composite Indices Measuring Country Performance: 2008 Update. United Development Programme (UNDP)/ODS Working Paper.
- Barnett, Jon, Lambert, Simon and Fry, Ian., 2008. The Hazards of Indicators: Insights from the Environmental Vulnerability Index. *Annals of the Association of American Geographers* 98 (1), 102–119.
- Barrett, S. and Graddy, Kathryn., 2000. Freedom, growth, and the environment. *Environment and Development Economics* 4, 433–456
- Beça, T. and Santos R., 2014. A comparison between GDP and ISEW in decoupling analysis. *Ecological Indicators* 46, 167–176.
- Beladi, H., Chao, C. C., Hazari, B. B. and Laffargue, J. P., 2009. Tourism and the environment. *Resource and Energy Economics* 31, 39–49.
- Benchechroun, H. and Chaudhuri, A. R., 2014. Transboundary pollution and clean technologies *Resource and Energy Economics* 36, 601–619.

- Bernauer, T. and Koubi, V., 2006. Effects of political institutions on air quality. *Ecological Economics* 68, 1355–1365.
- Bilgen, S., 2014. Structure and environmental impact of global energy consumption. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 38, 890–902.
- Bo, S., 2011. A Literature Survey on Environmental Kuznets Curve. *Energy Procedia* 5, 1322–1325.
- Böhringer, C. and Jochem, P. E. P., 2007. Measuring the immeasurable — A survey of sustainability indices. *Ecological Economics* 62, 1–8.
- Bond, P., 1999. Basic infrastructure for socio-economic development, environmental protection and geographical desegregation: South Africa's unmet challenge. *Geoforum* 30, 43–59.
- Borghesi, S. 1999. The Environmental Kuznets Curve: a Survey of the Literature. *Working Papers* 85, Fondazione Eni Enrico Mattei.
- Borucke, Michael; Moore, David; Cranston, Gemma; Gracey, Kyle, Iha, Katsunori; Larson, Joy; Lazarus, Elias; Morales, Juan Carlos; Wackernagel, Mathis; and Galli, Alessandro., 2013. Accounting for demand and supply of the biosphere's regenerative capacity: The National Footprint Accounts' underlying methodology and framework, *Ecological Indicators* 24, 518–533.
- Boutaud, Aurelien, Natacha Gondran, and Christian Brodhag., 2006. (Local) environmental quality versus (global) ecological carrying capacity: what might alternative aggregated indicators bring to the debates about environmental Kuznets curves and sustainable development? *International journal of sustainable development* 9 (3), 297-310.
- Box, G. E. P., and Cox, D. R., 1964. An analysis of transformation. *Journal of the Royal Statistical Society. Serie B (Methodological)* 26(2), 211-252.
- Brajer, V., R. W. Mead, and F. Xiao., 2011. Searching for an Environmental Kuznets Curve in China's air pollution. *China Economic Review* 22, 838–397.
- Bravo, G., 2014. The human sustainable development index: new calculations and first critical analysis. *Ecological Indicators* 37, 145–150.
- Brock, W. A. and Taylor, M. S., 2010. The Green Solow model. *Journal of Economic Growth* 5, 127–153.
- Buckley, R., 2011. Tourism and Environment. *Annual Review of Environment and Resources* 36, 397–416.
- Buehn, A. and Farzanegan, M. R., 2013. Hold your breath: A new index of air pollution. *Energy Economics* 37, 104–113.
- Cairns, S. and Newson, C., 2006. Predict and decide. Aviation, Climate Change and UK Policy. *Environmental Change Institute*.
- Câmara, J. B. D., 2014 Reflections on the Green Economy (Redemption of the Principles of Mill and Pigou): A View of a Brazilian Environmentalist. *Journal of Environmental Protection* 5, 1153-1168.
- Campolongo, Francesca, Jessica Cariboni, and Andrea Saltelli. 2007. An effective screening design for sensitivity analysis of large models. *Environmental Modelling and Software*. 22, 1509–1518.
- Cariboni, J., Gatelli, D., Liska, R., and Saltelli, A., 2007. The role of sensitivity analysis in ecological modeling. *Ecological modeling* 203, 167–182.
- Carlsson, F. and Lundström, S., 2001. Political and Economic Freedom and the Environment: The Case of CO2 Emissions. *Working Papers in Economics* 29, Second version. Department of Economics, Göteborg University, Sweden.

- Caviglia-Harris, J. L., Chambers, D. and Kahn, J. R., 2009. Taking the “U” out of Kuznets A comprehensive analysis of the EKC and environmental degradation. *Ecological Economics* 68, 1149–1159.
- Cavlovic, T. A., Baker, K. H., Berrens, R. P., and Gawande, K., 2000. A Meta-Analysis of Environmental Kuznets Curve Studies. *Agricultural and Resource Economics Review* 29, 132-42.
- Chapman, L., 2007. Transport and climate change: a review. *Journal of Transport Geography* 15, 354–367.
- Chin, A. T. M., Tozer, D. C., Walton, N. G. and Fraser, G. S., 2015. Comparing disturbance gradients and bird-based indices of biotic integrity for ranking the ecological integrity of Great Lakes coastal wetlands. *Ecological Indicators* 57, 475–485.
- Choumert, J., Motel, P. C., and Dakpo, H. K., 2013. Is the Environmental Kuznets Curve for deforestation a threatened theory? A meta-analysis of the literature. *Ecological Economics* 90, 19–28.
- Chowdhury R. R. and Moran, E., 2012. Turning the curve: A critical review of Kuznets approaches. *Applied Geography* 32, 3–11.
- Clerici, N., Bodoni, A., and Ferrarini, A., 2004. Sustainability at the local scale: Defining highly aggregated indices for assessing environmental performance. The province of Reggio Emilia (Italy) as a case study. *Environmental Management* 34(4), 590-608.
- Cleveland, C. J., Stern, D. I., and Costanza, R., 2001. The economics of nature and the nature of economics. *Edward Elgar Publishing*.
- Cole, Matthew A., 2007. Corruption, income and the environment: An empirical analysis. *Ecological Economics* 62, 637–647.
- Confalonieri, R., Bellocchi, G., Bregaglio, S., Donatelli, M., and Acutis, M., 2010. Comparison of sensitivity analysis techniques: A case study with the rice model WARM. *Ecological Modelling* 221, 1897–1906.
- Corvalán, C., Briggs, D., and Kjellstrom, T., 1996. Development of environmental health indicators. In: D. Briggs, C. Corvalán, and M. Nurminen (Eds.), *Linkage methods for environment and health analysis* 19-53. Geneva: UNEP, USEPA, and WHO.
- Cracolici, M. F; Cuffaro, M. and Nijkamp P., 2010. The Measurement of Economic, Social and Environmental Performance of Countries: A Novel Approach. *Social Indicators Research* 5, 339-356.
- Dahl, Robert., 1994. A Democratic Dilemma: System Effectiveness versus Citizen Participation. *Political Science Quarterly* 109 (1), 23-34.
- Damanía, R., Fredriksson, P.G., List, J.A., 2003. Trade liberalization, corruption, and environmental policy formation: theory and evidence. *Journal of Environmental Economics and Management* 46 (3), 490–512.
- Dasgupta, S., Mody, A., Roy, S., and Wheeler, D., 2001. Environmental regulation and development: A cross-country empirical analysis. *Oxford Development Studies* 29(2), 173-187.
- De Haan, M., 2002. Disclosing international trade dependencies in environmental pressure indicators: the domestic consumption perspective. In: De Bresson, C. (Ed.), *14th International Conference on Input–Output Techniques*, Montréal, Canada.
- Diakoulaki, D., Mavrotas, G., and Papayannakis, L., 1995. Determining objective weights in multiple criteria problems: The critic method. *Computers and Operations Research* 22 (7), 763–770.

- Diakoulaki, D., Mavrotas, G. and Papayannakis, L., 1995. Determining objective weights in multiple criteria problems: The critic method. *Computers and Operations Research* 22 (7), 763–770.
- Dimov, I. and Georgieva, R., 2010. Monte Carlo algorithms for evaluating Sobol' sensitivity indices. *Mathematics and Computers in Simulation* 81, 506–514
- Dinda, S., 2004. Environmental Kuznets Curve Hypothesis: A Survey. *Ecological Economics* 49, 431–455.
- Dinda, S., 2005. A theoretical basis for the environmental Kuznets curve. *Ecological Economics* 53, 403–413.
- Dobbie, M. and Dail, D., 2013. Robustness and sensitivity of weighting and aggregation in constructing composite indices. *Ecological Indicators* 29, 270–277.
- Draper, Norman and Smith, Richard., 1998. Applied regression analysis. 3rd ed. John Wiley & Sons, Canada.
- Duarte, R., Mainar, A. and Sánchez-Chóliz, J., 2010. The impact of household consumption patterns on emissions in Spain. *Energy Economics* 32, 176–185.
- Egli, H. and Steger, T. M., 2007. A dynamic model of the environmental Kuznets curve: Turning point and public policy. *Environmental and Resource Economics* 36, 15–34.
- Egli, H. and Steger, T. M., 2007. A dynamic model of the environmental Kuznets curve: Turning point and public policy. *Environmental and Resource Economics* 36, 15–34.
- Emerson, J. W., Hsu, A., Levy, M. A., de Sherbinin, A., Mara, V., Esty, D. C., and Jaiteh, M., 2012. Environmental performance index and pilot trend environmental performance index. *New Haven: Yale Center for Environmental Law & Policy*.
- Färe, R., Grosskopf, S. and Hernandez-Sancho, F., 2004. Environmental performance: an index number approach. *Resource and Energy Economics* 26, 343–352.
- Farzin, Y. H. and Bond, C. A., 2006. Democracy and environmental quality. *Journal of Development Economics* 81, 213–235.
- Fiorino, D. J., 2011. Explaining national environmental performance: approaches, evidence, and implications. *Policy Sciences*. 44, 367–389.
- Fredriksson, P.; Vollebergh, H.R.J., Dijkgraaf, E., 2004. Corruption and energy efficiency in OECD countries: theory and evidence. *Journal of Environmental Economics and Management* 47, 207–231.
- Freudenberg, M., 2003. Composite indicators of country performance: A critical assessment. Paris, *OECD*.
- Gangadharan, L. and M. Valenzuela., 2001. Interrelationship Between Income, Health and the Environment: Extending the Environmental Kuznets Curve hypothesis. *Ecological Economics* 36, 513–531.
- García-Sánchez, I. M., Almeida, Thiago A. N. and Camara, R. P. B., 2015. A proposal for a Composite Index of Environmental Performance (CIEP) for countries. *Ecological Indicators* 48, 171–188.
- Ghisi, E., Rupp, R. F. and Triska, Y., 2014. Comparing indicators to rank strategies to save potable water in buildings. *Resources, Conservation and Recycling* 87, 137–144.
- Gil-Moltó, M. J. and Varvarigos, D., 2013. Emission taxes and the adoption of cleaner technologies: The case of environmentally conscious consumers. *Resource and Energy Economics* 35, 486–504.

- Gladstone, W., Curley, B. and Shokri, M. R., 2013. Environmental impacts of tourism in the Gulf and the Red Sea. *Marine Pollution Bulletin* 72, 375–388.
- Glasserman, P., 2003. Monte Carlo Methods in Financial Engineering. *New York: Springer*.
- Gössling, S., 2002. Global environmental consequences of tourism. *Global Environmental Change* 12, 283–302.
- Grossman G. M. and Krueger A.B., 1991. Environmental impacts of a North American Free Trade Agreement. *Working Paper* No. 3914. Cambridge (MA): National Bureau of Economic Research.
- Grossman, G. M., and Krueger A. B., 1995. Economic Growth and The Environment. *Quarterly Journal of Economics* 110, 353-78.
- Gupta, Aarti., 2010. Transparency in Global Environmental Governance: A Coming of Age? *Global Environmental Politics* 10 (3), 1-9.
- Hajduová, Z., Andrejovská, Pavol and Beslerová, Stela., 2014. Development of quality of life economic indicators with regard to the environment. *Procedia - Social and Behavioral Sciences* 110, 747–754.
- Halkos, George E. and Tzeremes, Nickolaos G., 2014. Public sector transparency and countries' environmental performance: A nonparametric analysis. *Resource and Energy Economics* 38, 19–37.
- Hambling, T., Weinstein, P., and Slaney, D., 2011. A review of frameworks for developing environmental health indicators for climate change and health. *International Journal of Environmental Research and Public Health* 1-58.
- Hamby, D. M., 1994. A review of techniques for parameter sensitivity analysis of environmental models. *Environmental Monitoring and Assessment* 32, 135-154.
- Hammond, A., Adriaanse, A., Rodenburg, E., Bryant, D. and Woodward R., 1995. Environmental indicators: A systematic approach to measuring and reporting on environmental policy performance in the context of sustainable development. *World Resources Institute*. Washington, USA.
- He, G. Zhang, L. and Lu, Y., 2009. Environmental Impact Assessment and Environmental Audit in Large-Scale Public Infrastructure Construction: The Case of the Qinghai–Tibet Railway. *Environmental Management* 44, 579–589.
- Heiselberg, P., Brohus, H., Hesselholt, A., Rasmussen, H., Seinre, E., and Thomas, S., 2009. Application of sensitivity analysis in design of sustainable buildings. *Renewable Energy* 34, 2030–2036.
- Helton, J. C., Johnson, J. D., Oberkampf, W. L., and Sallaberry, C. J., 2006. Sensitivity analysis in conjunction with evidence theory representations of epistemic uncertainty. *Reliability Engineering and System Safety* 91, 1414–1434.
- Homma, T. and Saltelli, A., 1996. Importance measures in global sensitivity analysis of nonlinear models. *Reliability. Engineering and System Safety* 52, 1–17.
- Horton, N., and Lipsitz, S., 2001. Multiple imputation in practice: Comparison of software packages for regression models with missing variables. *The American Statistician* 55(3) 244-254.
- House, F., 2014. Freedom in the World 2014: The Annual Survey of Political Rights and Civil Liberties. *Rowman & Littlefield*.
- Hsu, A., J. Emerson, M. Levy, A. de Sherbinin, L. Johnson, O. Malik, J. Schwartz, and M. Jaiteh., 2014. The 2014 Environmental Performance Index. *New Haven, CT: Yale Center for Environmental Law & Policy*. Available: www.epi.yale.edu.

- Hsu, A., Lloyd, A., and Emerson, J. W., 2013. What progress have we made since Rio? Results from the 2012 Environmental Performance Index (EPI) and Pilot Trend EPI. *Environmental Science & Policy* 33, 171–185.
- Huber, Evelyne; Ragin, Charles and Stephens, John D., 1993. Social Democracy, Christian Democracy, Constitutional Structure, and the Welfare State. *American Journal of Sociology* 99 (3), 711-749.
- Iachine, Ivan; Chr.Petersen, Hans and O.Kyvik, Kirsten., 2010. Robust tests for the equality of variances for clustered data. *Journal of Statistical Computation and Simulation* 80 (4), 365-377.
- Ibrahim, J.G., Chen, M. H., Lipsitz, S.R., Herring, A.H., 2005. Missing-data methods for generalized linear models: a comparative review. *Journal of the American Statistical Association* 100 (469) 332–346.
- Inglehart, R., 1995. Public support for environmental protection: The impact of subjective problems and subjective values in 43 societies. *PS: Political science and politics* 28 (1), 57–71.
- Jacobs, R., Smith, P., and Goddard, M., 2004. Measuring performance: An examination of composite indicators. *Public Money & Management*. Center for Health Economics Technical Paper Series 29. University of York.
- Jahan, Ali., Mustapha, Faizal, Sapuan, S. M., Ismail, Md Yusof and Bahraminasab, Marjan., 2012. A framework for weighting of criteria in ranking stage of material selection process. *The international journal of advanced manufacturing technology* 58 (1), 411-420.
- Jayadevappa, R. and Chhatre, S., 2000 .International trade and environmental quality: a survey. *Ecological Economics* 32, 175–194
- Jha, R. and Murthy, KV. B., 2003a. An inverse global environmental Kuznets curve. *Journal of Comparative Economics* 31, 352–368.
- Jha, R., and Murthy, K.V.B., 2003b. A critique of the environmental sustainability index. *Australian National University Working Paper* Nr. 2003-08, Canberra.
- Jha, Raghendra and K.V. Bhanu, Murthy. 2006. Environmental Sustainability: A Consumption Approach. *New York: Routledge*.
- Kaika, D. and Zervas, E., 2013. The Environmental Kuznets Curve (EKC) theory–Part A: Concept, causes and the CO₂ emissions case. *Energy Policy* 62, 1392–1402.
- Kaly U., Briguglio L., McLeod H., Schmall S., Pratt C. and Pal R. 1999. Environmental Vulnerability Index (EVI) to summarise national environmental vulnerability profiles. *SOPAC Technical Report* 275.
- Kerret, D. and Shvartzvald, R., 2012. Explaining Differences in the Environmental Performance of Countries: A Comparative Study. *Environmental Science & Technology* 46, 12329–12336.
- Kijima, M., Nishide, K., and Ohyama, A., 2010. Economic models for the environmental Kuznets curve: A survey. *Journal of Economic Dynamics & Control* 34 (7), 1187–1201.
- Kleijnen, J. P., 1997. Sensitivity Analysis and Related Analyses: a review of some statistical techniques. *Statistic and Computing Simulation* 57 (1/4), 111-142.
- Koop, G., and Tole, L., 1999. Is there an Environmental Kuznets Curve for deforestation? *Journal of Development Economics* 58, 231–244.
- Kortelainen, M., 2008. Dynamic environmental performance analysis: A Malmquist index approach. *Ecological Economics* 64 (4, 1), 701–715.

- Kukla-Gryz, A., 2009. Economic growth, international trade and air pollution: A decomposition analysis. *Ecological economics* 68, 1329–1339.
- Kuznets, S., 1955. Economic growth and income inequality. *The American Economic Review* 45, 1–28.
- Lagerwall, G., Kiker, G., Munoz-Carpena, R., and Wang, N., 2014. Global uncertainty and sensitivity analysis of a spatially distributed ecological model. *Ecological Modelling* 275, 22–30.
- Lee, C. C., Chiu, Y. B., and Sun, C. H., 2010. The environmental Kuznets curve hypothesis for water pollution: Do regions matter? Chien-Chiang. *Energy Policy* 38, 12–23.
- Lehtonene, M., 2004. The environmental-social interface of sustainable development: capabilities, social capital, institutions. *Ecological Economics* 49 (2), 199-214.
- Levinson, A., 2002. The ups and downs of the environmental Kuznets curve. In: List, J.A., de Zeeuw, A. (Eds.), *Recent Advances in Environmental Economics*. Edward Elgar, London.
- Li, Q. and Reuveny, R. 2006. Democracy and Environmental Degradation. *International Studies Quarterly* 50, 935–956.
- Li, Y., Chen, C., Wang, Y., and Liu, Y., 2014. Urban-rural transformation and farmland conversion in China: The application of the environmental Kuznets Curve. *Journal of Rural Studies* 36, 311–317.
- Lieb, C. M., 2003. The Environmental Kuznets Curve – A Survey of the Empirical Evidence and of Possible Causes. *Discussion Paper Series No. 391*, University of Heidelberg.
- Liefferink, D., Arts, B., Kamstra, J., and Ooijevaar, J., 2009. Leaders and laggards in environmental policy: A quantitative analysis of domestic policy outputs. *Journal of European Public Policy* 16(5), 677-700.
- Lim, Jaekyu, 1997. The effects of Economic Growth on Environmental quality: Some Empirical Evidences from South Korea. *Seoul Journal of Economics* 10 (3), 273–292.
- Lindstedt, Catharina and Naurin, Daniel., 2010. Transparency is not Enough: Making Transparency Effective in Reducing Corruption. *International Political Science Review* 31 (3), 301–322.
- Liu, B., 2014. Uncertainty Theory. Fourth Edition. *Uncertainty Theory Laboratory*. (Available in <http://orsc.edu.cn/liu/ut.pdf>).
- Lopez, R. and Mitra, S., 2000. Corruption, Pollution, and the Kuznets Environment Curve. *Journal of Environmental Economics and Management* 40, 137-150.
- Lu, X. and White, H., 2013. Robustness checks and robustness tests in applied economics. *Journal of Econometrics* 8, 193-243.
- Machado, G., Schaeffer, R., and Worrell, E., 2001. Energy and carbon embodied in the international trade of Brazil: an input–output approach. *Ecological Economics* 39, 409–424.
- Marsden, G. and Rye T., 2010. The governance of transport and climate change. *Journal of Transport Geography* 18, 669–678.
- Mason, Michael., 2008. Transparency for Whom? Information Disclosure and Power in Global Environmental Governance. *Global Environmental Politics* 8 (2), 8-13.
- Mather, A. S., Needle, C. L., and Fairbairn, J., 1999. Environmental Kuznets Curves and forest trends. *Geography* 84, 55–65.
- McPherson, M. A., and Nieswiadomy, M. L., 2005. Environmental Kuznets curves: Threatened species and spatial effects. *Ecological Economics* 55, 395–407.

- Meadows, D., 1998. Indicators and information systems for sustainable development: The Sustainability Institute, *Hartland*, United Kingdom.
- Midlarsky, Manus., 1998. Democracy and the Environment: An Empirical Assessment. *Journal of Peace Research* 35, 341–361.
- Mills, J. and Waite, T. A., 2009. Economic prosperity, biodiversity conservation, and the environmental Kuznets curve. *Ecological Economics* 68, 2087–2095.
- Mongelli, I., Tassielli, G. and Notarnicola, B., 2006. Global warming agreements, international trade and energy/carbon embodiments: an input–output approach to the Italian case. *Energy Policy* 34, 88–100.
- Morse, S., 2008. On the use of headline indices to link environmental quality and income at the level of the nation state. *Applied Geography* 28, 77–95.
- Mozumder, P., Berrens, R. P., and Bohara, A. K., 2006. Is there an environmental Kuznets curve for the risk of biodiversity loss? *The Journal of Developing Areas* 39, 1-12.
- Mukherjee, S., and Chakraborty, D., 2013. Is environmental sustainability influenced by socioeconomic and sociopolitical factors? Cross-country empirical analysis. *Sustainable Development* 21 (6) 353–371.
- Müller, D. B. Liu, G., A. N. Løvik, Modaresi, R., Pauliuk, S., Steinhoff, F. and Brattebø, H., 2013. Carbon Emissions of Infrastructure Development. *Environmental Science & Technology* 47, 11739–11746.
- Munda, G. and Nardo, M., 2009. Non-compensatory/non-linear composite indicators for ranking countries: A defensible setting. *Applied Economics* 41, 1513-1523.
- Munksgaard, J., Pedersen, K. A. and Wien, M., 2000. Impact of household consumption on CO2 emissions. *Energy Economics* 22, 423–440.
- Murakami, F., Sulzbach, A., Pereira, G. M., Borchardt, M. and Sellitto, M. A., 2015. How the Brazilian government can use public policies to induce recycling and still save money? *Journal of Cleaner Production* 96, 94–101.
- Nahman A. and Antrobus, G., 2005. Environmental Kuznets Curve: a literature survey. *South African Journal of Economics* 73 (1), 105–120.
- Nardo, M., Saisana, M., Saltelli, A., Tarantola, S., 2005a. Tools for Composite Indicators Building. Joint Research Center of European Commission. *Econometrics and Statistical Support to Antifraud Unit I-21020 Ispra (VA) Italy*.
- Nardo, M., Saisana, M., Saltelli, A., Tarantola, S., Hoffman, A., and Giovannini, E., 2005b. Handbook on constructing composite indicators.
- Nordhaus, William D., 2007. A Review of the "Stern Review on the Economics of Climate Change". *Journal of Economic Literature* 45 (3), 686-702.
- O’Ryan, Rau’ I., Miguel, Carlos J., Millerc, Sebastian and Munasinghe, Mohan., 2005. Computable general equilibrium model analysis of economy wide cross effects of social and environmental policies in Chile. *Ecological Economics* 54, 447– 472.
- Obiedkov, Sergei; Klimushkin, Mikhail, Shabanova, Maria and Zaytsev, Dmitry., 2013. A Multidimensional Model for Analyzing Democratic Development in Central and Eastern Europe. *Transition studies review* 20 (2), 191 -209.

- OECD., 2001. OECD environmental indicators 2001: Towards sustainable development. *OECD Publishing*, Paris:
- OECD., 2008. Handbook on Constructing Composite Indicators: Methodology and user guide. *OECD Publishing*, Paris.
- OECD., 2011. Economic, Environmental and Social Statistics, *OECD Publishing*. Paris.
- Osenberg, Craig W. and Schmitt, Russell J., 1996. Detecting Ecological Impacts: Concepts and Applications in Coastal Habitats. *Hardcover Editor*.
- Panayotou, T., 1997. Demystifying the Environmental Kuznets Curve: Turning a Black Box into a Policy Tool. *Environment and Development Economics* 2 (4), 465–84.
- Pantin, D., 1997. Alternative Ecological Vulnerability Indicators for Developing Countries with Special Reference to SIDS. *Report Prepared for the Expert Group on Vulnerability Indices*, UN-DESA, 17-19 December 1997.
- Paruolo, P., Saisana, M., and Saltelli, A., 2012. Ratings and rankings: Voodoo or science? *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)* 176(2), 609-634.
- Pasten R. and Figueroa E., 2012. The Environmental Kuznets Curve: A Survey of the Theoretical Literature. *International Review of Environmental and Resource Economics* 6, 195–224.
- Pemstein, D.; Meserve, S. A. and Melton, J., 2010. Democratic Compromise: A Latent Variable Analysis of Ten Measures of Regime Type. *Political Analysis* 18 (4), 426–449.
- Poloni-Staudinger, L. M. (2008). Are consensus democracies more environmentally effective? *Environmental politics* 17, 410–431.
- Rathouz, P.J. and Preisser, J.S., 2014. Missing Data: Weighting and Imputation. *Encyclopedia of Health Economics* 292–298.
- Raunekar R. and Buongiorno J., 2008. Ecological integrity as an economic variable: An application to forested landscapes in the southern United States. *Journal of Forest Economics* 14, 29–45.
- Reuter, U., and Liebscher, M., 2008. Global sensitivity analysis in view of nonlinear structural behavior, LS-DYNA.
- Roca, Jordi., 2003. Do individual preferences explain the Environmental Kuznets curve? *Ecological Economics* 45 3–10.
- Rocheleau, J., 1999. Democracy and Ecological Soundness. *Ethics and the Environment* 4 (1), 39-56.
- Rogge, Nicky., 2012. Undesirable specialization in the construction of composite policy indicators: The Environmental Performance Index. *Ecological Indicators* 23, 143–154.
- Rothman, Dale S., 1998. Environmental Kuznets curves—real progress or passing the buck? A case for consumption-based approaches. *Ecological Economics* 25, 177–194.
- Saisana M. and Saltelli A., 2010. Uncertainty and Sensitivity Analysis of the 2010 Environmental Performance Index. Report EUR 24269 EN. *European Commission–Joint Research Centre*, Ispra.
- Sakia, R. M., 1992. The Box-Cox transformation technique: A review. *Journal of the Royal Statistical Society: Series D (The Statistician)* 41(2), 169-178.
- Saltelli, A., Tarantola, S., Campolongo, F., and Ratto, M., 2004. Sensitivity Analysis in practice: a guide to assessing scientific models. *John Wiley & Sons*, England.
- Saltelli, A., Ratto, M., Andres, T., Campolongo, F., Cariboni, J., Gatelli, D., and Tarantola, S., 2007. Global Sensitivity Analysis: The Primer, *Wiley & Sons*, England.

- Schafer, J.L. and Graham, J.W., 2002. Missing data: our view of the state of the art. *Psychological Methods* 7 (2), 147–177.
- Schirnding, Y., 2002. Health in Sustainable Development Planning: The Role of Indicators. *World Health Organization (WHO)*, Geneva.
- Schultink, Gerhardus., 2000. Critical environmental indicators: performance indices and assessment models for sustainable rural development planning. *Ecological Modelling* 130, 47–58.
- Schuschny, A., and Soto, H., 2009. Guía metodológica diseño de indicadores compuestos de desarrollo sostenible. *Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL)*. Chile: Naciones Unidas.
- Segnestam, L. (1999). Environmental performance indicators. Environment Department Papers of the World Bank. *Environmental Economics Series*, no. 71.
- Sepúlveda, F. D., Cisternas, L. A., and Gálvez, E. D., 2014. The use of global sensitivity analysis for improving processes: Applications to mineral processing. *Computers and Chemical Engineering* 66, 221–232.
- Shyamsundar, P., 2002. Poverty – environment indicators. Environmental Economics Series of the World Bank Environmental Department. *Paper* no. 84.
- Siche, J. R., Augostinho, F., Ortega, E. and Romeiro, A., 2008. Sustainability of nations by indices: Comparative study between environmental sustainability index, ecological footprint and the energy performance indices. *Ecological Economics* 66, 628–637.
- SimLab., 2008. *SimLab 2.2*, Reference Manual.
- Sjöstedt, M. and Jagers, S. C., 2014. Democracy and the environment revisited: The case of African fisheries. *Marine Policy* 43, 143–148.
- Smeets, E., and Weterings, R., 1999. Environmental indicators: Typology and overview. *European Environment Agency, Technical Report* No. 25.
- Sobol', I. M and Kucherenko, S., 2009. Derivative based global sensitivity measures and their link with global sensitivity indices. *Mathematics and Computers in Simulation* 79, 3009–3017.
- Sobol', I. M., 2001. Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates. *Mathematics and Computers in Simulation* 55, 271–280.
- Söderbaum, P. and Brown, J., 2010. Democratizing economics. Pluralism as a path towards sustainability. *Annals of the New York Academy of Sciences: Ecological Economics Reviews* 1185, 179–195.
- Srebotnjak, Tanja., 2007. The role of environmental statisticians in environmental policy: the case of performance measurement. *Environmental Science & Policy* 10, 405–418.
- Stern, D. I., 2004. The rise and fall of the environmental Kuznets curve. *World Development* 32, 1419–1439.
- Stroup, Richard L., 2003. Economic Freedom and Environmental Quality. *Proceedings, Federal Reserve Bank of Dallas*, 73-90.
- Suh, S., 2004. Functions, commodities and environmental impacts in an ecological–economic model. *Ecological Economics* 48, 451– 467.
- Tevie, J., Grimsrud, K. M., and Berrens, R. P., 2011. Testing the Environmental Kuznets Curve Hypothesis for Biodiversity Risk in the US: A Spatial Econometric Approach. *Sustainability* 3, 2182-2199.

- Thompson, A., 2012. Water abundance and an EKC for water pollution. *Economics Letters* 117, 423–425.
- Tolmasquim, M. T. and Machado, G. 2003. Energy and Carbon Embodied in the International Trade of Brazil. *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change* 8 (2), 139–155.
- Tsurumi, T. and Managi, S., 2010. Decomposition of the environmental kuznets curve: scale, technique, and composition effects. *Environmental Economics and Policy Studies* 11, 19–36.
- Tsuzuki, Y. 2009. Comparison of pollutant discharge per capita (PDC) and its relationships with economic development: An indicator for ambient water quality improvement as well as the Millennium Development Goals (MDGs) sanitation indicator. *Ecological Indicators* 9, 971–981.
- Turner, K and Hanley, N. 2011. Energy efficiency, rebound effects and the environmental Kuznets Curve. *Energy Economics* 33, 709–720.
- Van Den Bergh, V. J. C. J. M., and Van Veen-Groot, D. B., 1999. Constructing aggregate environmental-economic indicators: A comparison of 12 OECD countries.
- Vieira, J. Moura, F. and Viegas, J. M., 2007. Transport policy and environmental impacts: The importance of multi-instrumentality in policy integration. *Transport Policy* 14, 421–432.
- Wang, Y., Kang, L., Wu, X., and Xiao, Y. 2013. Estimating the environmental Kuznets curve for ecological footprint at the global level: A spatial econometric approach. *Ecological Indicators* 34, 15–21.
- Welsch, H., 2004. Corruption, growth and the environment: a cross-country analysis. *Environment and Development Economics* 9, 663–693.
- Wiedmann, T., Lenzen, M., Turner, K. and Barrett, J., 2007. Examining the global environmental impact of regional consumption activities – Part 2: Review of input–output models for the assessment of environmental impacts embodied in trade. *Ecological Economics* 61, 15–26.
- Williams, P. W. and Ponsford, I. F., 2009. Confronting tourism’s environmental paradox: Transitioning for sustainable tourism. *Futures* 41, 396–404.
- Wilson, J., Tyedmers, P. and Pelot, R., 2007. Contrasting and comparing sustainable development indicator metrics. *Ecological Indicators* 7, 299–314.
- Wolsink, M., 2010. Contested environmental policy infrastructure: Socio-political acceptance of renewable energy, water, and waste facilities. *Environmental Impact Assessment Review* 30, 302–311.
- Wong, J. K., 2015. A Dilemma of Green Democracy. *Political Studies*. doi: 10.1111/1467-9248.12189.
- World Bank. 2012., World development indicators 2012. Washington, D.C.: *Development Data Group of the World Bank’s Development Economics*.
- WWF (World Wildlife Fund), 2014. Living Planet Report 2014, Species and spaces, people and places. WWF, Gland, Switzerland.
- Xiao, C., 2013. Public Attitudes Toward Science and Technology and Concern for the Environment: Testing a Model of Indirect Feedback Effects. *Environment and Behavior* 45, 113–137.
- Xiaoyu, L., Jun, Y., and Pengfei, S., 2011. Structure and Application of a New Comprehensive Environmental Pollution Index. *Energy Procedia* 5, 1049–1054.
- Xu, G. and Gertner, G. Z., 2008. Uncertainty and sensitivity analysis for models with correlated parameters. *Reliability Engineering and System Safety* 93, 1563–1573

Xu, G. and Gertner, G. Z., 2011. Understanding and comparisons of different sampling approaches for the Fourier Amplitudes Sensitivity Test (FAST). *Computational Statistics and Data Analysis* 55, 184–198.

Yeo, In-Kwon and Johnson, Richard., 2000. A new family of power transformations to improve normality or symmetry. *Biometrika* 87 (4), 954–959.

York, R. and Clark, B., 2010. Critical Materialism: Science, Technology, and Environmental Sustainability. *Sociological Inquiry* 80 (3), 475–499.

Young, F. E.C., 2000. International trade and industrial emissions in Brazil: an input–output approach. *XIII International Conference on Input–Output Techniques*, Macerata, Italy, 2000. Available in: <http://policy.rutgers.edu/cupr/iioa/iioa.htm>.

Zhao, F., M., Xu, Zheng, Y., Wong, M. H. G., and Chi, Y., 2013. Improving the environmental Kuznets curve for evaluating the relationships between carbon dioxide emissions and economic development. *Journal of Food, Agriculture & Environment* 11 (2), 1193-1199.

ANNEXES

CHAPTER 1

Annexe 1

Original paper presented as finish of Master Degree at septiembre 2013. Spanish version. Trabajo del Fin de Master (TFM), presentando en septiembre de 2013. Version original en castellano.

UNIVERSIDAD DE SALAMANCA
DEPARTAMENTO DE ADMINISTRACIÓN Y ECONOMÍA DE LA
EMPRESA
MÁSTER EN INVESTIGACIÓN EN ECONOMÍA DE LA EMPRESA

Propuesta de un Indicador Compuesto del Desempeño Medioambiental (ICDM) a nivel países

Alumno: Thiago Alexandre das Neves Almeida

Tutora: Dra. Isabel María García Sánchez
Co-tutora: Dra. Renata Paes de Barros Camara

Salamanca, 2013

Propuesta de un Indicador Compuesto del Desempeño Medioambiental (ICDM) a nivel países

Resumen:

La necesidad de determinar el impacto medioambiental provocado por las actividades económicas y humanas ha generado una búsqueda constante de herramientas robustas y eficaces que ofrezcan información útil para el diseño de políticas públicas orientadas a mejorar la calidad de vida de los ciudadanos. El presente trabajo desarrolla un índice compuesto de desempeño medioambiental (ICSM) a partir de la metodología *Driving Force-Pressure-State-Exposure-Effect-Action* (DPSEEA) propuesta por *World Health Organization* (WHO). El ICSM permite determinar los impactos negativos que las fuerzas impulsoras tienen sobre el medioambiente, así como el efecto que la presión supone en el estado natural de los recursos disponibles, desencadenando efectos nocivos en la salud humana. Además, se observó que las acciones y políticas socio-ambientales suelen reducir el impacto ambiental y la tasa de mortalidad, mientras que conllevan aumentos de las expectativas de vida. En relación a los indicadores seleccionados, se percibió que los países más ricos suelen tener una mejor calidad ambiental, y el crecimiento poblacional y la densidad son factores que aumentan la fuerza impulsora que reduce la calidad medioambiental de los países. Asimismo, a partir de los valores del ICSM es posible elaborar un *ranking* del desempeño medioambiental de los países, verificándose que existe un grupo de países que para los seis años analizados mantiene su posición en el top del ranking, mientras que otro grupo se mantuvo invariable en el otro extremo de la tabla de performance.

Palabras-llaves: Desempeño medioambiental; DPSEEA y *Ranking* medioambiental

Abstract

The need to determine the environmental impact caused by economic and human activities has induced a constant search for robust and effective tools that provide useful information for the design of public policies aiming to improve the quality of life of citizens. This paper develops a composite index of environmental performance (CIEP) from the driving force–pressure–state–exposure–effect–action (DPSEEA) methodology proposed by the World Health Organization (WHO). The CIEP allows us to determine the negative impacts the driving forces have on the environment and the supposed pressure effect on the natural state of the available resources, causing harmful effects on human health. In addition, we observe that the actions and socio-environmental policies reduce the environmental impact and the mortality rate, while increasing life expectancy. In relation to the selected indicators, it is realized that richer countries tend to have a better environmental quality, and the population growth and density are factors that increase the driving force, which reduces the environmental quality of the countries.

Keywords: Environmental Performance; DPSEEA and environmental ranking.

1 INTRODUCCIÓN

La teoría del crecimiento sostenible que surge en los años 60, supone el comienzo del movimiento en favor de la preservación del planeta Tierra y la asunción de que el crecimiento económico debe necesariamente realizar un uso sostenible de los recursos naturales disponibles (Dasgupta, Mody, Roy y Wheeler, 2001). Para ello, los líderes mundiales han adoptado políticas orientadas a reducir la polución y mejorar la calidad de vida en los países de forma sostenible (Clerici, Bodoni y Ferrarini, 2004; y OECD, 2006).

Un aspecto relevante de este proceso es la medición de los impactos medioambientales provocados por las acciones humanas y empresariales y los efectos de estos en la salud de los ciudadanos (Hammond *et al.*, 1995). En este sentido, una información medioambiental más completa y fiable ha de basarse en indicadores que permitan comprender la situación actual y su evolución y puedan usarse en los procesos de toma de decisiones (Clerici, Bodoni y Ferrarini, 2004).

En la línea de pensamiento, es esencial la construcción y aplicación de indicadores de performance medioambientales (*Environmental Performance Index – EPI*) como herramienta de gestión que cuantifique los daños sufridos por el medioambiente y también como parámetro para diagnosticar los puntos de ineficiencia y eficiencia ecológica, favoreciendo la planificación de acciones futuras. A nivel mundial, existen numerosas iniciativas con ese objetivo, entre otras, el *Joint Research Centre (JRC)* de la Comunidad Europea en asociación con la *Yale and Columbia University* ha elaborado una metodología que propone una combinación de indicadores ponderados en relación a los impactos en la salud humana y en la naturaleza para calcular la performance ambiental de los países (Saisana y Saltelli, 2010). La Organización para Cooperación Económica y Desarrollo (*Organization for Economic Co-operation and Development – OECD*) propone unos indicadores agrupados en categorías con el objetivo de facilitar información para la gestión sostenible de sus países miembros.

Además de estas iniciativas, el Departamento de Economía y Asuntos Sociales de la UN (*Department of Economic and Social Affairs of the United Nations – DESA*) propone una combinación de variables para la construcción de indicadores de sostenibilidad entre los que incluye referencias a los aspectos medioambientales.

En general, las diversas propuestas de indicadores de desempeño medioambiental presentan metodologías diferentes y proponen medir el desempeño medioambiental de los países a partir de distintos enfoques. Las variables - inputs y outputs -no son comunes entre modelos, o en el caso de que coincidan, los estadísticos calculados difieren. Esta falta de estandarización entre los métodos en el cálculo de la performance medioambiental dificulta la comparación entre los resultados obtenidos para llegar a un punto común, provocando divergencia en los resultados obtenidos y en la clasificación de los países evaluados (Poloni-Staudinger, 2008; Fiorino, 2011), a la vez que supone mayores costes de recopilación y elaboración de la información solicitada por los distintos organismos.

Adicionalmente, la agrupación de variables para medir el desempeño medioambiental lleva asociado factores subjetivos de ponderación (Kortelainen, 2008), que junto con la consideración de aspectos coyunturales que suelen influenciar el nivel de polución de un país - nivel de desarrollo tecnológico y social, aspectos políticos y educacionales, etc. - conduce a un proceso complejo de integración de variables que difieren en el tiempo y en el espacio

(Fiorino, 2011). Además, existe una necesidad de incorporar a los tradicionales EPI, indicadores de salud ambiental (*Environmental Health Indicators – EHI*) que analicen la relación entre los cambios medioambientales y la salud humana.

Así, el objetivo principal del presente trabajo fue plantear un modelo más eficiente de medición de la performance medioambiental de los países, el ICDM, basado en la metodología *Driving force-Pressure-State-Exposure-Effect-Action* (DPSEEA). La selección del modelo DPSEEA como referencia del indicador propuesto es consecuencia de la robustez que posee frente a otros modelos teóricos de construcción de indicadores compuestos.

El modelo ICDM está basado en 19 indicadores individuales agrupados en 5 dimensiones que posteriormente se sintetizan en el indicador compuesto final. Su aplicación a una muestra de 153 países entre los años de 2004–2009 permite elaborar un *ranking* anual de los países analizados en relación con sus respectivas performances.

El ICDM presenta una ventaja característica del modelo DPSEEA, además de generar un indicador sintetizado global, permite desagregar la información por dimensiones, lo que simplifica la formulación de políticas medioambientales más objetivas con finalidades específicas.

2 INDICADORES DE DESEMPEÑO MEDIOAMBIENTAL

Los indicadores pueden asociarse a signos, índices o instrumentos que permiten sintetizar un conjunto de datos más amplio (Meadows, 1998) y que proporcionan un valor útil para la toma de decisiones o para ser usado como referencia. Corvalán, Briggs, y Kjellstrom (1996) argumentan que los indicadores combinan y resumen datos brutos, los que una vez tabulados, procesados e interpretados mediante estadísticos, proporcionan valores con poder informativo. Para Bandura y Del Campo (2006) los indicadores se corresponden con índices de un conjunto particular de informaciones específicas.

Centrados en el ámbito medioambiental, Hammond *et al.* (1995), Smeets y Weterings (1999) Segnestam (1999) y OECD (2011) defienden que los indicadores deben permitir (i) la cuantificación y simplificación de los datos; (ii) comunicar información respecto de los problemas ambientales que facilite la comprensión por parte de los *stakeholders*, (iii) planificar diversas acciones de mejora, estimando los impactos resultantes de las acciones y la selección de las políticas más apropiadas; y (iv) monitorizar los efectos de las acciones políticas. Paralelamente, los indicadores pueden ser usados para realizar comparaciones entre distintos países y determinar la evolución del desempeño ambiental (Shyamsundar, 2002).

En esta línea, existen diversas propuestas de Indicadores de desempeño ambiental de países. Más concretamente, la OECD presenta periódicamente un informe global donde recoge los datos de los países miembros estructurados en torno a 50 indicadores medioambientales (emisión de CO₂, calidad del agua, etc.) y socio-económicos (producción limpia, acceso a saneamiento público, etc.). Es un modelo que no agrega las variables en un indicador compuesto.

La Unión Europea (UE) a través de lo *Joint Research Centre* (JRC) y en asociación con el *Institute for the Protection and Security of the Citizen* (IPSC) utiliza el modelo de medida de la performance medioambiental desarrollado por el *Yale Center for Environmental Law and Policy* de la *Yale University* y el *Center for International Earth Science Information Network*

de la *Columbia University*. Regularmente la *Yale University* publica los resultados de las performances medioambientales de 163 países en un informe

El modelo de la Organización de las Naciones Unidas (ONU) no trata las cuestiones medioambientales de forma separada de las demás dimensiones del desarrollo sostenible. Sin embargo, este aspecto destaca dentro del modelo integrado que considera las dimensiones económicas, sociales, demográficas y medioambientales. Su periodicidad es bianual, período en lo cual los países deben informar los datos a la Comisión de Desarrollo Sostenible de la ONU.

El informe anual divulgado por el Banco Mundial sobre la calidad de vida en 216 economías mundiales está organizado en seis temas. En el ámbito medioambiental se recopila información a cerca de 18 dimensiones que reflejan el uso de los recursos naturales y cómo las actividades interfieren en la naturaleza y en el crecimiento medioambiental. El Banco Mundial presenta los datos en valores absolutos y relativos, utilizando diversas técnicas matemáticas y estadísticas para el tratamiento de los datos con la tentativa de producir informaciones más consistentes

Los EPIs señalados están basado en de distintos modelos teóricos de creación de los sistemas de evaluación medioambiental, entre los que destacan los siguientes:

- ***Pressure-State-Response – PSR***. Este modelo teórico fue desarrollado en los años 90 por la OECD (2001) basándose en la Teoría de Causa-efecto. Esta aproximación defiende que las acciones humanas causan impactos en el medioambiente donde cambian el estado natural y en consecuencia, la sociedad genera una respuesta a través de políticas y acciones correctivas. Además de la OECD, otras instituciones como la Agencia Medioambiental de Australia hacen uso del modelo PSR.

El análisis de la relación causa-efecto fue usado en los primeros trabajos (Hambling, Weinstein y Slaney, 2011) y exige comprobar la condición actual del estado ambiental (S) con el uso de indicadores, luego se examina la presión humana (P) ejercida en el medioambiente resultante de sus actividades económicas y sociales, y por fin se analiza las respuestas (R) de la sociedad frente a los problemas ambientales con la aplicación de los indicadores de respuestas.

- ***Pressure, State and Response Indicators – PRSI***. Este modelo estructura los indicadores de desempeño medioambientales a partir de las siguientes cuestiones básicas: i) demostrar el estado actual del medioambiente y de los recursos naturales disponibles (*state*); ii) indicar las consecuencias sufridas por el medioambiente resultantes de las acciones humanas (*pressure*) y iii) mostrar las políticas adoptadas para resolver los problemas ambientales. (Hammond *et al*, 1995). En esencia, es el mismo sistema que el anterior, pero incorporando indicadores que miden la variación de los cambios en el medioambiente.
- ***Driving forces, Pressure, State, Impact, Response – DPSIR***. Este modelo utilizado por la Unión Europea (Smeets y Weterings, 1999) y es considerado una evolución de los modelos anteriores por haber introducido el concepto de fuerza motriz como elemento causante de la presión en la naturaleza. Además, es el primero modelo que considera las consecuencias de los desgastes medioambientales en la salud humana, aunque su principal foco sigue siendo las cuestiones ambientales propiamente dichas (Hambling, Weinstein y Slaney, 2011).
- ***Driving force-Pressure-State-Exposure-Effect-Action – DPSEEA***. Considerado el modelo más adecuado para elaborar indicadores medioambientales, fue desarrollado

por la *World Health Organization (WHO)* en los años 90. El modelo consiste en evidenciar los vínculos entre las dimensiones medioambientales y salud humana (Corvalán, Briggs y Kjellstrom, 1996; Hambling, Weinstein y Slaney, 2011). La incorporación de índices que miden la salud humana fueron inicialmente abordados en 1995 por el *The Scientific Committee on Problems of the Environment (SCOPE)* y en la actualidad, organismos como el *Yale Center for Environmental Law and Policy* han incorporado este tipo de indicadores en su último informe al respecto del desempeño medioambiental de los países (Emerson *et al*, 2012). La dinámica de ese modelo está sintetizada en la Figura 1.

- **Otros modelos.** Además de estos modelos presentados, hay otros que son utilizados para desarrollar indicadores de desempeño medioambiental, pero que tienen una menor aplicación práctica. En general, son modelos derivados del DPSEEA y son usados en otras áreas distintas al medioambiente. Entre ellos fueron identificados: i) Efectos Múltiplos (*Multiple Exposures–Multiple Effects – MEME*), ii) *Integrated Environmental Health Impact Assessment (IEHIA)* y iii) modelo basado en el Diagrama de Herman Daly.

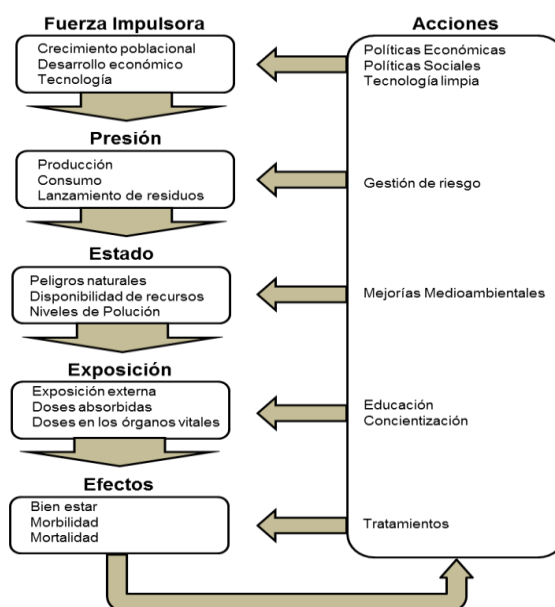


Figura 1: El modelo *Driving force-Pressure-State-Exposure-Effect-Action (DPSEEA)*.
Fuente: Corvalán, Briggs y Kjellstrom, (1996).

3 PROCESO METODOLOGICO PARA LA CREACIÓN DE INDICADORES COMPUESTOS DEL DESEMPEÑO MEDIOAMBIENTAL

Las variables y los índices de performance medioambientales pueden ser agregados en uno solo indicador que los resume de forma global, sintetizando todas las informaciones que representan cada uno de ellos. Este tipo de índice suele ser denominado en la literatura como “indicador compuesto” (*composite indicator*) y evidencia información latente de la realidad, obtenida a partir de datos fragmentados que combinados forman indicadores (Paruolo, Saisana y Saltelli, 2012).

El proceso metodológico para la creación de un indicador compuesto se estructura en torno a 7 etapas (OCDE, 2008; Dobbie y Dail, 2013):

1º) Desarrollo de un marco teórico. En la fase inicial del desarrollo de indicadores compuestos es necesario construir un marco teórico consistente sobre el que se definan las variables a utilizar y los índices a construir. Además, conforme afirman Dobbie y Dail (2013),

debido a la dinámica y la complejidad de los ecosistemas, en esa etapa hay que describir como se procesa la interrelación entre los elementos en el ecosistema. Por tanto, es una etapa muy importante, pues es en la que son definidas las bases teórica y empírica que sustentan los indicadores compuestos propuestos, lo que dará soporte a su credibilidad (OECD, 2008).

2º) Selección de las variables. La selección de las variables determina la calidad del indicador compuesto que se está desarrollando. Para seleccionar las variables la OECD (2008) sugiere verificar algunas características: la relevancia; la consistencia analítica; la temporalidad; la accesibilidad, etc. En esta fase, se tiene un conjunto único de todas las variables que formarán el indicador compuesto, pero se necesita agruparlas en sub-grupos considerando las características ya evidenciadas bajo el marco teórico construido en la etapa inicial (OECD, 2008). En ese contexto, se percibe que el proceso de selección se encuentra revestido de subjetividad en el momento de elegir o no las variables que constituirán un sub-grupo, lo que depende de la habilidad y conocimiento de los investigadores.

3º) Imputación de datos faltantes. Las series de datos no completas, de acuerdo con Horton y Lipsitz (2001), pueden comprometer la robustez y la calidad de los resultados, provocando i) pérdidas de eficiencia; ii) complicación en el tratamiento y análisis de los datos; y iii) sesgos por la diferencia entre los datos observados y no observados.

Schuschny y Soto (2009) afirman que es posible realizar imputaciones artificiales cuando los datos faltantes (*missing*) son inferiores al 15% de *la información disponible*.

4º) Eliminación de variables: Análisis multivariante: Analizar estadísticamente los datos es una tarea muy importante y compleja que no es abordada en los principales EPI. En este sentido, el análisis multivariado consiste en verificar la relación entre las variables para que no ocurra el error de seleccionar variables aleatorias que no mantengan vínculos entre ellas, lo que puede comprometer los resultados de la investigación (OECD, 2008). El análisis multivariado se hace antes de la construcción de los indicadores compuestos con el fin de tomar las mejores decisiones metodológicas en los procesos de normalización, ponderación y agregación de las variables analizadas (OECD, 2008).

Las principales técnicas utilizadas son las correlaciones y el análisis de componentes principales.

5º) Normalización de los datos: El proceso de normalización consiste en ajustar las unidades de medidas y el rango de los indicadores, pues puede que las variables sean presentadas en unidades distintas o escala variadas, por ejemplo: en moneda, en volumen, en peso, etc. La normalización se acomete antes de la agregación de estas variables con el fin de utilizar una unidad estandarizada, evitando la influencia de *outliers* (Freudenberg, 2003). Hay varias técnicas que suelen ser utilizadas para normalizar variables, algunas de ellas citadas en la literatura como siendo más sencillas: *Ranking*; *z-core*; nueva escala de valores; ratio de diferencia de la media; ratio del mayor valor; cantidad de indicadores por cima de la media restando el número por debajo de la media; porcentual de las diferencias anuales, transformación logarítmica y transformación por rango categórico. Sin embargo son los métodos *power transformation* – Transformación de Box-Cox y Transformación de Johnson – los que producen resultados más robustos.

6º) Ponderación. Esta fase supone la atribución de pesos a cada una de las variables conforme a la relevancia individual de cada variable en relación al conjunto. Esta relevancia

vendrá determinada por los criterios establecidos por el investigador para formación de un indicador compuesto. Por lo tanto, cada una de las variables puede tener pesos iguales o distintos que están relacionados con su relevancia, fiabilidad u otras dimensiones de los datos (Freudenberg, 2003).

En ese contexto, Paruolo, Saisana y Saltelli (2012) afirman que aunque los pesos asignados pueden ser de forma igualitaria para todas ellas, estos deben depender de i) las características de la distribución de la variable después de la normalización; y ii) de la correlación de las variables con la estructura propuesta.

Independiente del método de agregación elegido, el proceso de ponderación es esencialmente un juicio de valor que depende de la opinión del investigador (OECD, 2008). Así, como consecuencia de que no existe una metodología objetiva y estandarizada de ponderación (Schuschny y Soto, 2009), Freudenberg (2003) establece que la atribución de pesos exige la existencia de una base conceptual que dote de racionalidad al indicador compuesto, usando las técnicas estadísticas para verificar la robustez de los resultados (Jacobs, Smith, y Goddard, 2004).

La literatura ha identificado diversas técnicas de ponderación derivadas de la estadística: el modelo de componentes no observable y análisis factorial. Otras proceden de los modelos participativos en el proceso de asignación presupuestaria y proceso analítico jerárquico. Otros métodos de ponderación pueden proceder de la regresión lineal; el análisis envolvente de datos (DEA), los métodos participativos de expertos, técnica de jerarquía analítica; análisis de conjunto; distancia objeto; método basado en la varianza y el método de la entropía.

7º) Agregación. El proceso de agregación es la última fase en la formación de un indicador compuesto y supone considerar el peso individual de cada una de ellas debido su importancia en el conjunto.

La OECD (2008) enseña algunas metodologías de agregación de forma generalizada: i) lineal y ii) geométrica. Nardo *et al* (2005) presentan las distintas metodologías de forma analítica: i) método aditivo; ii) independencia preferencial; y iii) abordaje multicriterio.

Las dos primeras metodologías implican en una compensación entre los pesos de las variables agregadas, es decir: un valor débil de un índice es complementado por el exceso de otro. En ese contexto, la compensación representa una incoherencia entre los pesos y la forma como se les fueron atribuidos (OECD, 2008). Sin embargo, la compensación puede ser desarrollada de formas diferentes conforme la metodología empleada, la agregación lineal es de forma constante, mientras que en la técnica geométrica la compensación es más pequeña para las variables de menor valor. Por lo tanto, en un grupo de índices, los de menor desempeño deben ser compensados por otras variables de tal forma que juntos obtengan una buena performance (OECD, 2008).

Algunos de los métodos más sencillos enseñados en la literatura son: el método aditivo de los *ranking*; la cantidad de variables por debajo o por de cima; media aritmética ponderada y el promedio geométrico ponderado. Las técnicas no compensatorias como el Abordaje multicriterio (MCA – *multi-criteria approach*) presenta dos características básicas: i) los individuos (países) son ordenados mediante una relación binaria para proporcionar una comparación entre pares; y ii) las relaciones creadas son analizadas mediante diversas aproximaciones. Además, la principal ventaja del enfoque multicriterio (no compensatorio) es

que no priman los valores atípicos, pues considera la información original, pero todavía sigue presentando un coste operacional muy elevado (Munda y Nardo, 2009).

4 PROCEDIMIENTO METODOLÓGICO PARA LA CREACION DEL ICDM

4.1. Población y Muestra

Para la creación de ICDM se seleccionaron los países y variables disponibles en los principales EPIs propuestos a nivel internacional por el *World Bank*, ONU, UE y OECD. En total, la población inicial estaba formada por 338 variables para 214 países para el periodo 1960-2012.

Posteriormente, y como consecuencia de no existe un banco de datos completo, a nivel país (Schuschny y Soto, 2009), se eliminaron aquellas variables que estaban duplicadas en los distintos EPIs, así como aquellos años, variables y países que presentan *missing* superior al 15% de la información disponible. Así, se obtuvo un conjunto de datos formado por 20 variables para 152 países para el periodo 2004-2009.

Con esa estructura de panel de datos se procedió a la creación del ICDM. En los siguientes apartados serán presentados los procedimientos metodológicos seguidos durante la investigación para la construcción de un indicador compuesto conforme a lo reflejado en el epígrafe anterior.

4.1 Desarrollo del marco teórico y selección de variables: el modelo DPSEEA

De todos los modelos teóricos de creación identificados en la literatura, se optó en utilizar el DPSEEA por tratarse de un modelo más amplio, robusto y completo (Corvalán, Briggs y Kjellstrom, 1996). Su diseño está basado en la vinculación de los indicadores medioambientales y de los indicadores de la salud y sirve para ayudar a los gestores en el proceso de toma de decisiones para reducir los impactos causados en la salud humana resultantes de los problemas medioambientales. Sus componentes están interrelacionados y se exponen y definen a continuación:

a) Fuerza motriz (DF): son los factores que motivan y aceleran el proceso medioambiental, como por ejemplo: el crecimiento poblacional. Son los elementos que tienden a intensificar las actividades humanas y suelen aumentar el consumo de los recursos naturales y causar el desequilibrio ecológico.

b) Presión (P): la fuerza motriz causa presión en el medioambiente, lo que suele cambiar su estado natural a partir del uso y consumo de los recursos naturales. La presión es generada por sectores de actividad económica relacionados con la producción de energía, exploración de recursos minerales y naturales, industria, transporte, turismo y agricultura.

c) Estado (S): como consecuencia de la presión, el estado original del medioambiente tiende a sufrir cambios que pueden suceder de distintas formas: por la disminución de la cantidad y calidad de los recursos naturales disponibles (agotamiento de la fertilidad del suelo); por el desgaste físico de algunos elementos (erosión del suelo y desertificación) y por los niveles de polución (polución del aire y de los ríos).

d) Exposición (Ex): representa el riesgo del bienestar de la humanidad frente a los problemas medioambientales. Recurriendo a un ejemplo, puede citarse la exposición humana a la polución del aire, por inhalación por las vías oral, nasal y epidermis, lo que puede generar una

serie de problemas en la salud de este individuo. La exposición suele ser clasificada en tres tipos: i) externa; ii) dosis absorbida; y iii) dosis del órgano vital.

e) Efectos (Ef): son las consecuencias de la exposición humana a los problemas medioambientales, los cuales se manifiestan en formas y niveles distintos. Inicialmente, los efectos se externalizan con la pérdida o disminución de alguna función del bienestar, que puede evaluarse por el surgimiento de alguna enfermedad o morbilidad. En último caso, en extremo, los efectos pueden causar la muerte.

f) Acción (A): la sociedad y los gobernantes suelen ejecutar algunas acciones para evitar, mitigar y resolver los problemas ambientales. Las acciones pueden ocurrir en etapas distintas, de forma y con objetivos diversos. En principio, tienen carácter reparador, pero también puede tener naturaleza protectora, de reducción y control de los riesgos en cuestión, y en su forma más eficiente: preventiva.

Este marco teórico fue aplicado a los 20 indicadores disponible proceden de fuentes distintas, aunque la mayoría fueron obtenidas en la *web* del *World Bank*. En la Tabla 1 se identifican las variables disponibles y su categorización en los componentes indicados. Debe señalarse que no hay ningún indicador compuesto que esté relacionado con el fenómeno de “exposición”, sin embargo eso no compromete la calidad del modelo, pues la información final es el conjunto de todos los datos ponderados y agregados en un solo índice.

Tabla 1. Variables del modelo de investigación.

N	Abrev	Variables	DPSEEA	Unidad de medida
1	AW	Acceso a agua para consumo	A	% poblacional
2	AS	Acceso a tratamiento sanitario	A	% poblacional
3	EPfRS	Electricidad de recursos renovables	A	Kwh (Kilovatio hora) por habitante
4	TMProtA	Áreas terrestre y marina protegidas	A	% del territorio total
5	WaTMProt	Agua del territorio marino protegidos	A	% del territorio total
6	PopDen	Densidad poblacional	DF	Unidad
7	GDP	Renta per cápita	DF	US\$
8	UrPopGr	Crecimiento poblacional urbano	DF	Porcentaje
9	ChMor	Mortalidad infantil	Ef	Unidad per 1.000 nacimiento
10	DeaR	Mortalidad general	Ef	Unidad per 1.000 habitante
11	LiEB	Expectativa de vida	Ef	Años
12	AP	Producción agrícola	P	Mil toneladas
13	CerPd	Producción de cereal	P	Toneladas por metro
14	EmCO2	Emisión de CO2	P	Kt
15	EnUse	Consumo de energía	P	kg per 1.000 habitantes
16	EnProd	Producción de energía	P	Equivalente al kg
17	MCAP	Captura marina y producción acuicultura	P	Toneladas
18	FertUse	Uso de fertilizantes por unidad de área de agricultura	P	Kg por hectárea de área plantada
19	AL	Área agrícola	S	% en relación al territorio total
20	HydDis	Desastres hidrológicos	S	Unidad

A – Acciones; DF – Fuerza Impulsora; Ef – Efectos; P – Presión; S – Estado.

Fuente: Elaboración propia (2013).

4.2 Imputación de datos faltantes: Imputación múltiple y única

Durante los primeros análisis de los datos, se verificó que algunas variables tenían *missing* y que necesitaban un tratamiento apropiado. Los datos suelen faltar de forma aleatoria o sistemáticamente y, conforme la OECD (2008), pueden presentar tres patrones:

i) **Missing completely at random (MCAR).** Los valores que faltan no dependen de las variables de interés ni de la variable observada en el conjunto de datos. Eso significa que los

huecos surgen de forma totalmente aleatoria y por lo tanto, los *missing* no están relacionados a ningún factor conocido o desconocido de la investigación (Horton y Lipsitz, 2001).

ii) **Missing at random (MAR).** Los valores perdidos no dependen de las variables de interés pero están condicionadas a otras variables observadas, es decir, cuando los *missing* surgen por causa de variables observadas y no tienen relación con los valores perdidos.

iii) **Not missing at random (NMAR).** Los valores perdidos dependen de los propios valores del conjunto de datos perdidos, pero también pueden depender de datos observados. Por lo tanto, esos *missing* tienen un factor de origen relacionado con el conjunto de datos, que puede ser debido a la ausencia de información o por causa de la naturaleza de la variable.

Generalmente, las variables que presentan casos clasificados como no aleatorio (NMAR) se las deben mantener en los conjuntos, pero utilizando algún tratamiento para rellenar los huecos y luego seguir adelante en la construcción del indicador compuesto. No obstante, en los tipos de *missing* NMAR no hay informaciones en el conjunto de datos que sea segura para imputar los valores perdidos. Sin embargo, en la mayoría de los casos, los datos perdidos no pertenecen a esa categoría, aunque no hay métodos estadísticos para que los comprueben, pero cuando se tienen datos perdidos no aleatorios, se sugiere tres posibles soluciones: i) eliminación; ii) la imputación única; y iii) múltiple imputación (OECD, 2008).

En nuestro contexto, al analizar la naturaleza de los *missing* y, siguiendo a Horton y Lipsitz (2001,) los datos faltantes fueron clasificados como MCAR, siendo recomendable aplicar la imputación múltiple.

Además del criterio anteriormente citado, para seleccionar la mejor técnica de imputación de datos faltantes, es importante verificar el patrón en que los valores perdidos estaban organizados y se percibió que en la mayor parte de los indicadores individuales los *missing* pueden ser clasificados como aleatorios. Sin embargo, las variables EnProd, EPfRS y WaTMProt muestran un patrón monótono. En ese contexto, la sugerencia para datos aleatorios, es que los valores perdidos sean imputados con el uso de lo método de imputación múltiple, en los datos que llevan el patrón monótono se puede utilizar la imputación única (Horton y Lipsitz, 2001).

4.3 Eliminación de variables mediante el análisis factorial

Después de la imputación de datos faltantes, el conjunto original de variables de 20 variables fue analizado estadísticamente. Para ello, se realizó un análisis factorial con el objetivo de resumir la cantidad de información del conjunto original de variables y eliminar aquellas que no comprometen la calidad informativa del modelo teórico (Schuschny y Soto, 2009).

La matriz de covarianza de los resultados identificó la variable TMProtA con un valor de 0,429, en ese contexto, hay que eliminarla para seguir el análisis, pues se encuentra por debajo de 0,500 que es el mínimo aceptable. Las otras variables tuvieron coeficientes aceptables. Por lo tanto, se la eliminó y realizó una vez más el análisis factorial (Schuschny y Soto, 2009).

El resultado del segundo análisis factorial, en el que se consideraban los 19 indicadores individuales, todos tenían un valor en la matriz anti-imagen superior a 0,500 que es un parámetro general aceptable, Tabla 2. Lo que garantiza que el conjunto de variables son estadísticamente relevantes en el modelo ICDM.

Tabla 2. Análisis factorial entre los indicadores individuales después de la imputación.

	AW	AS	EPfRS	WaTMProt	TMProtA	PopDen	GDP	UrPopGr	ChMor	DeaR	
Anti-image Covariance	AW	,217									
	AS	-,094	,195								
	EPfRS	,025	,016	,407							
	WaTMProt	,014	-,045	,010	,642						
	TMProtA	-,027	,083	,057	-,338	,586					
	PopDen	-,018	-,003	,088	,016	,050	,886				
	GDP	-,009	-,033	-,135	,033	-,090	-,042	,411			
	UrPopGr	-,009	,072	,071	-,006	,037	-,041	-,123	,424		
	ChMor	,046	,013	-,010	-,028	,026	-,023	-,035	-,038	,105	
	DeaR	-,048	,013	,017	-,033	-,006	,007	-,146	,177	-,016	,367
	LiEB	,001	-,023	,001	-,018	,020	-,021	-,088	,028	,061	,081
	AP	-,003	,000	-,001	,011	-,024	,024	,007	,002	-,006	,008
	CerPd	-,007	,012	-,007	-,009	,029	-,032	-,004	,008	,003	,004
	EmCO2	,012	-,008	,028	-,006	,001	-,006	-,014	,009	,005	-,017
	EnUse	,104	-,062	,000	-,070	,074	,020	,014	,006	-,015	-,052
	EnProd	-,015	-,008	-,071	,002	-,009	,024	,023	-,072	,007	,000
MCAP	-,003	,016	,025	-,033	,016	,045	-,033	,052	-,025	,051	
FertUse	-,043	-,009	-,274	-,008	-,024	-,032	,010	-,089	,017	,038	
AL	-,039	,040	,089	-,007	,077	,094	-,011	,075	-,021	-,045	
HydDis	,011	,009	,041	,016	,002	,008	,013	,010	-,008	,001	
	LiEB	AP	CerPd	EmCO2	EnUse	EnProd	MCAP	FertUse	AL	HydDis	
Anti-image Covariance	AW										
	AS										
	EPfRS										
	WaTMProt										
	TMProtA										
	PopDen										
	GDP										
	UrPopGr										
	ChMor										
	DeaR										
	LiEB	,091									
	AP	-,005	,041								
	CerPd	,004	-,031	,048							
	EmCO2	,000	-,019	-,005	,047						
	EnUse	,012	,002	,003	,002	,669					
	EnProd	,007	,012	-,004	-,052	-,023	,121				
MCAP	-,007	,059	-,025	-,078	,020	,033	,487				
FertUse	,013	-,004	,006	-,022	-,065	,068	-,012	,460			
AL	-,004	-,006	-,003	-,005	,000	,018	,027	,007	,807		
HydDis	-,003	-,023	-,021	,013	-,021	-,015	,017	-,025	,021	,250	
	AW	AS	EPfRS	WaTMProt	TMProtA	PopDen	GDP	UrPopGr	ChMor	DeaR	
Anti-image Correlation	AW	,855 ^a									
	AS	-,454	,861 ^a								
	EPfRS	,085	,056	,519 ^a							
	WaTMProt	,038	-,127	,019	,521 ^a						
	TMProtA	-,077	,244	,116	-,551	,429 ^a					
	PopDen	-,040	-,007	,146	,021	,070	,562 ^a				
	GDP	-,031	-,116	-,329	,064	-,183	-,069	,688 ^a			
	UrPopGr	-,030	,252	,171	-,011	,074	-,067	-,295	,610 ^a		
	ChMor	,305	,088	-,049	-,107	,104	-,076	-,167	-,180	,839 ^a	
	DeaR	-,171	,048	,044	-,068	-,013	,012	-,376	,450	-,080	,667 ^a
	LiEB	,007	-,169	,005	-,075	,086	-,074	-,458	,145	,621	,443
	AP	-,033	,002	-,007	,065	-,154	,124	,056	,012	-,096	,068
	CerPd	-,073	,122	-,050	-,053	,171	-,156	-,027	,059	,041	,033
	EmCO2	,123	-,084	,201	-,032	,004	-,029	-,102	,066	,068	-,130
	EnUse	,272	-,172	,001	-,106	,118	,026	,027	,012	-,055	-,106
	EnProd	-,092	-,051	-,317	,009	-,033	,075	,103	-,315	,063	,001
MCAP	-,011	,052	,057	-,059	,030	,069	-,073	,114	-,110	,121	
FertUse	-,137	-,031	-,633	-,015	-,046	-,050	,023	-,202	,077	,091	
AL	-,093	,100	,155	-,010	,112	,111	-,018	,129	-,073	-,082	
HydDis	,048	,040	,130	,041	,006	,016	,041	,031	-,051	,003	
	LiEB	AP	CerPd	EmCO2	EnUse	EnProd	MCAP	FertUse	AL	HydDis	
Anti-image Correlation	AW										
	AS										
	EPfRS										
	WaTMProt										
	TMProtA										
	PopDen										
	GDP										
	UrPopGr										
	ChMor										

DeaR										
LiEB	,793 ^a									
AP	-,082	,761 ^a								
CerPd	,054	-,703	,832 ^a							
EmCO2	-,006	-,430	-,104	,757 ^a						
EnUse	,048	,010	,018	,010	,851 ^a					
EnProd	,062	,176	-,055	-,686	-,082	,766 ^a				
MCAP	-,031	,421	-,165	-,515	,035	,136	,582 ^a			
FertUse	,065	-,026	,038	-,151	-,118	,288	-,026	,593 ^a		
AL	-,015	-,034	-,014	-,024	,001	,059	,044	,011	,782 ^a	
HydDis	-,018	-,231	-,191	,118	-,052	-,087	,049	-,074	,047	,943 ^a

a. Measures of Sampling Adequacy (MSA)

Variables: AW – Acceso a agua; AS – Acceso a saneamiento; EPfRS – Producción de energía de recursos renovables; WaTMPProt – Agua del territorio marino protegidos; TMPProtA – Territorio marino de aguas protegidas; PopDen – Densidad Poblacional; GDP – Renta per cápita; UrPopGr – Crecimiento poblacional urbano; ChMor – Mortalidad Infantil; DeaR – Mortalidad General; LiEB – Expectativa de vida; AP – Producción agrícola; CerPd – Producción de cereales; EmCO₂ – Emisión de CO₂; EnUse – Consumo de energía; EnProd – Producción de energía; MCAP – Captura marina y producción acuicultura; FertUse – Uso de fertilizantes; AL – Área agrícola; HydDis – Desastres hidrológicos.

Fuente: Elaboración propia (2013).

Siguiendo con el análisis de los testes del segundo análisis factorial, la Tabla 3 muestra que el coeficiente de KMO (Kaiser-Meyer-Olkin) presenta un valor de 0,774, lo que también supera el parámetro mínimo aceptable de 0,500. El teste de Bartlett para verificar la homogeneidad de la varianza, evidencia la correlación entre las variables con un nivel de significatividad de 0,0001.

Tabla 3: KMO and Bartlett's Test.

Kaiser–Meyer–Olkin Measure of Sampling Adequacy		.774
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	15096.125
	Df	171
	Sig.	.000

Fuente: Elaboración propia (2013).

Considerando las varianzas explicadas, conforme los resultados de la Tabla 4 adelante, se puede seleccionar 5 componentes principales construidos a partir del conjunto de variables individuales, explicando una varianza del 72,456%.

Tabla 4. Varianza explicada por los factores

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	4,875	25,660	25,660	4,875	25,660	25,660
2	4,526	23,822	49,483	4,526	23,822	49,483
3	1,967	10,355	59,837	1,967	10,355	59,837
4	1,333	7,018	66,855	1,333	7,018	66,855
5	1,064	5,601	72,456	1,064	5,601	72,456
6	,912	4,801	77,257			
7	,819	4,311	81,567			
8	,759	3,997	85,564			
9	,672	3,538	89,102			
10	,591	3,110	92,212			
11	,389	2,048	94,260			
12	,339	1,785	96,045			
13	,205	1,080	97,125			
14	,160	,841	97,966			
15	,149	,783	98,748			
16	,118	,621	99,369			
17	,058	,305	99,674			
18	,038	,198	99,872			
19	,024	,128	100,000			

Fuente: Elaboración propia (2013).

Los criterios que fundamentan la selección de estos 5 factores, conforme citan Schuschny y Soto (2009), son: i) el criterio de Kaiser que excluye las variables con autovalores por debajo

de 1 (uno) y acepta sólo las variables de varianza mayores que uno; ii) el método de la varianza acumulada que considera un porcentaje mínimo aceptable de la varianza explicable en las Ciencias Sociales de 60%; por lo tanto, los cinco componentes seleccionados acumulados explican más de 72% de la información; y, por último, iii) se considera el contraste de caída a partir de la gráfica de sedimentación, en lo que se considera las variables hasta el punto de curva en que converge con el eje horizontal.

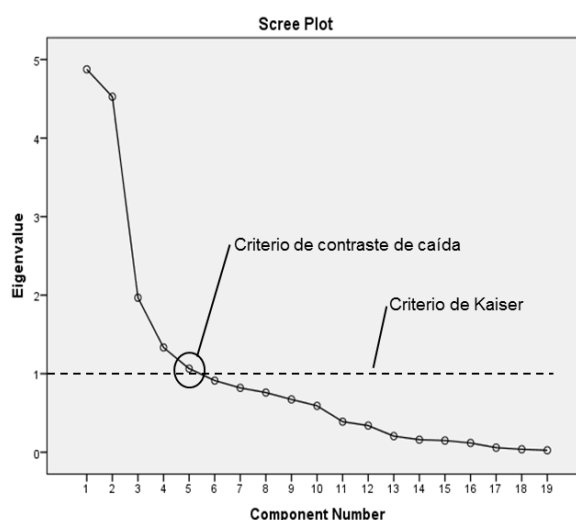


Figura 2: Contraste de caída y de Kaiser.

Fuente: Elaboración propia (2013).

Siguiendo con el análisis de los resultados, la tabla 5 evidencia la composición de los componentes formados a partir de la combinación de las variables.

Tabla 5. Composición de los componentes.

	Component				
	1	2	3	4	5
AW	.845	-.207	-.211	.051	-.064
AS	.831	-.289	-.170	.124	-.018
EPfRS	.248	-.174	.769	.245	-.264
PopDen	.162	-.072	.005	-.435	.468
GDP	.607	-.152	.279	.311	.103
UrPopGr	-.406	.181	.568	-.334	.236
ChMor	-.904	.225	.155	.038	.039
DeaR	-.552	.146	-.221	.502	-.083
LiEB	.916	-.225	-.077	-.049	.016
AP	.300	.907	-.010	-.079	-.122
CerPd	.297	.917	-.004	-.072	-.076
EmCO2	.369	.898	.009	.078	.050
EnUse	-.493	.191	.229	.261	-.069
EnProd	.297	.852	.120	.056	.064
MCAP	.248	.413	-.002	.336	.432
FertUse	.346	-.127	.716	.122	-.236
AL	-.210	.159	-.488	.135	-.424
HydDis	.084	.857	-.006	-.170	-.155
WaTMProt	-.102	.075	-.070	.582	.467

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Variabes: AW – Acceso a agua; AS – Acceso a saneamiento; EPfRS – Producción de energía de recursos renovables; PopDen – Densidad Poblacional; GDP – Renta per cápita; UrPopGr – Crecimiento poblacional urbano; ChMor – Mortalidad Infantil; DeaR – Mortalidad General; LiEB – Expectativa de vida; AP – Producción agrícola; CerPd – Producción de cereales; EmCO₂ – Emisión de CO₂; EnUse – Consumo de energía; EnProd – Producción de energía; MCAP – Captura marina y producción acuicultura; FertUse – Uso de fertilizantes; AL – Área agrícola; HydDis – Desastres hidrológicos; WaTMProt – Agua del territorio marino protegidos.

Fuente: Elaboración propia (2013).

Los datos de la tabla 5 demuestran que hay variables con cargas factoriales altas en más de uno componente simultáneamente. En ese contexto, es indicado que se realice un análisis factorial con rotación para que la información producida sea más clara y significativa. Por lo tanto, fue ejecutada la rotación ortogonal “varimax” para intentar mejorar los resultados, como sigue adelante:

Tabla 6. Composición de los componentes Rotados.

	Component				
	1	2	3	4	5
AW	.893	.043	.090	-.004	.001
AS	.889	-.047	.141	-.009	.075
EPfRS	.039	-.060	.898	.022	-.039
PopDen	.127	-.020	-.186	-.624	-.014
GDP	.503	.014	.484	-.086	.285
UrPopGr	-.624	.086	.219	-.481	-.102
ChMor	-.929	-.051	-.125	.106	.051
DeaR	-.444	-.066	-.193	.537	.326
LiEB	.911	.055	.180	-.179	-.025
AP	.037	.964	-.027	.048	-.036
CerPd	.028	.969	-.033	.020	.000
EmCO2	.094	.952	.010	.005	.193
EnUse	-.560	.031	.142	.222	.147
EnProd	.003	.892	.084	-.047	.176
MCAP	.107	.407	.002	-.111	.585
FertUse	.127	.018	.829	-.067	-.101
AL	-.047	.089	-.358	.586	-.151
HydDis	-.148	.863	-.092	.047	-.135
WaTMProt	-.091	-.040	-.050	.073	.748

Extraction Method: Principal Component Analysis.
 Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.
 a. Rotation converged in 5 iterations.

Variables: AW – Acceso a agua; AS – Acceso a saneamiento; EPfRS – Producción de energía de recursos renovables; PopDen – Densidad Poblacional; GDP – Renta per cápita; UrPopGr – Crecimiento poblacional urbano; ChMor – Mortalidad Infantil; DeaR – Mortalidad General; LiEB – Expectativa de vida; AP – Producción agrícola; CerPd – Producción de cereales; EmCO₂ – Emisión de CO₂; EnUse – Consumo de energía; EnProd – Producción de energía; MCAP – Captura marina y producción acuicultura; FertUse – Uso de fertilizantes; AL – Área agrícola; HydDis – Desastres hidrológicos; WaTMProt – Agua del territorio marino protegidos.

Fuente: Elaboración propia (2013).

Conforme la tabla 6, todavía no está tan claro lo que representan cada uno de los 5 (cinco) factoriales, pues hay distintas variables con cargas altas al mismo tiempo. Además, hay variables que están participando en más de dos componentes con carga factorial alta, aunque ya se han rotado los datos. Por no estar tan evidente, se optó por no eliminar más variables, pues tendría que realizar otros procedimientos si fuera necesario reducir el conjunto.

4.4 Normalización de los datos: El método Johnson de transformación

Partiendo de un análisis de las variables, se verificó que las unidades de medidas eran distintas, lo que exigía un proceso de transformación. Además, otro factor que justificaba la necesidad de transformar los datos, era que las variables no tenían el comportamiento de una normal (Sakia, 1992). Bajo esos argumentos, se verificó que el método Johnson de transformación sería el que produciría los mejores resultados y sería el más adecuado a las circunstancias de los datos, principalmente, por ser el método más eficientes de normalización y el único modelo que admite trabajar con datos negativos y nulos, como los de la presente investigación (Yeo y Johnson, 2000). Además, con la aplicación de este modelo es posible lograr una transformación de distribución normal de datos más simétrica, pues los resultados suelen ser presentados en una gráfica más cóncava que los demás métodos enseñados (Yeo y Johnson, 2000).

El método de transformación se realizó a través del *software Process Capability Wizard* versión 1.7.0.0. Antes del procesamiento, fue realizado el test de normalidad de los indicadores individuales y los resultados fueran presentados en una tabla de datos transformados y en la gráfica. La figura 3 muestra el indicador WaTMProt, elegido aleatoriamente para ilustrar este apartado.

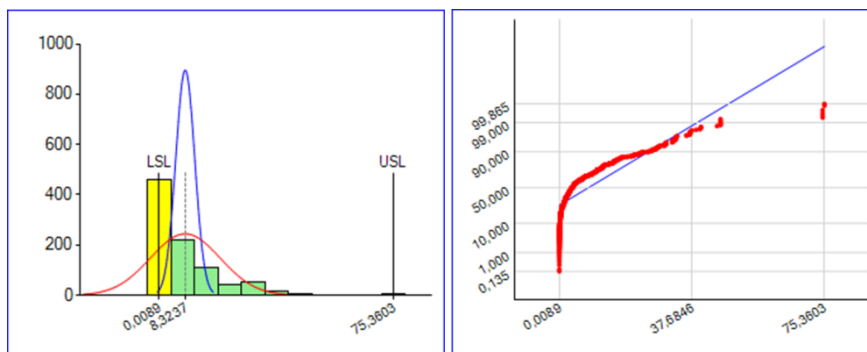


Figura 3: Histograma y la probabilidad normal de los datos original de WaTMProt.
Fuente: Elaboración propia (2013).

La figura 3 enseña un ejemplo de los *outputs* producidos con el auxilio del *software Process Capability Wizard*. En principio, se percibe que los datos de esa variable no siguen una tendencia de una normal conforme consta el histograma, pues una parte elevada de las barras no está totalmente por debajo de las campanas dibujadas de rojo y azul. Además, la mayor parte de los datos está más concentrada cerca del límite inferior (*LSL – Lower Specification Limit*). En la gráfica de la probabilidad de la normal también se verifica ese comportamiento.

Sin embargo, aunque de forma visual se percibe, es necesario información objetiva que confirme que los datos del indicador WaTMProt no siguen una tendencia normal. En ese contexto, se realizó pruebas estadísticas para confirmar o rechazar la normalidad. La Tabla 7 presenta el resultado del test de normalidad de *Anderson-Darling*, además de otros test relevantes. Además de los estadísticos descriptivos, una de las informaciones más relevante es el *p-value* del test de *Anderson-Darling* es 0,0000, es decir, es menor que 0,05, lo que comprueba que la distribución no sigue una tendencia normal, pues sugiere que para que una distribución sea normal, el *p-value* tiene que estar por encima de 0,05. Por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula de normalidad con una probabilidad de 1% de cometer un error, en ese contexto, hay que normalizar los datos para seguir con el modelo planteado en el inicio del trabajo.

Tabla 7: Composición de los componentes.

Readings	912	Sub-group Size	1
Tolerance Range		Data Range	
USL	75.361	Maximum	75,36032
Target		Average (X-Bar)	8,323717
LSL	0.0099	Minimum	0,00891
Tolerance	75.3511	Data Range	75,35141
Normality Test		Statistic	
AD Test	FAILED	Median	3.685
A-Squared	76,457	Skewness	2,434099
p Value	0,00000E0	Kurtosis	8,261165
Capability based on Taguchi's Loss Function			
Cpm	NeuN	Cpmk	NeuN
Potential Capability		Overall Capability	
Std Deviation	3,060371	Std Deviation	11,214113

Cp	4,104	Pp	1,120
Cpu	7,302	Ppu	1,993
Cpl	0,906	Ppl	0,247
Cpk	0,906	Ppk	0,247
CR	0,244	PR	0,893
Estimated Parts Per Million	Based on Potential	Based on Overall	Based on Observed
PPM < LSL	3297,8	229234,3	6578,9
PPM > USL	0,0	0,0	0,0
PPM	3297,8	229234,3	6578,9

Fuente: Elaboración propia (2013).

El histograma de la figura 4 muestra la variable WaTMProt una vez transformada, evidenciando una tendencia normal de los datos.

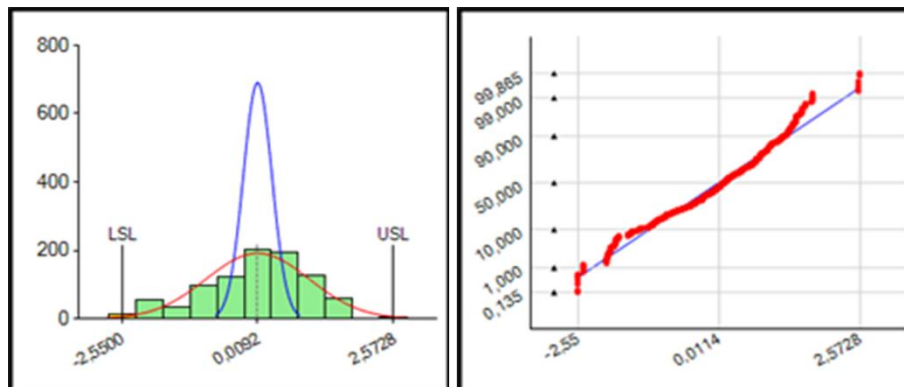


Figura 4: Histograma y la probabilidad normal de los datos transformados de WaTMProt.

Fuente: Elaboración propia (2013).

4.5 Ponderación de los indicadores individuales: El Método CRITIC

Para algunos de los investigadores (i.e., Diakoulaki, D. *et al.*, 1995; Munda y Nardo, 2009), la selección de una metodología de atribución de los pesos es la fase más importante de construcción de valores comparativos. En ese sentido, considerando las mejores metodologías de ponderación, se optó por atribuir peso a través del Método CRITIC (*Criteria Importance Through Intercriteria Correlation*), principalmente por ser una técnica basada en selección multicriterio y no tener ninguna limitación en su aplicación en este trabajo.

El Método CRITIC está basado en dos factores relevantes: i) la intensidad del contraste y ii) el conflicto de los atributos, calculados a partir del coeficiente de correlación y la varianza. Más concretamente, este método de ponderación utiliza la variación como base para determinar el peso y el concepto de cuantificación de la intensidad del contraste, pero añade otra dimensión, el conflicto entre los distintos atributos, lo que es esencial al criterio múltiple de toma de decisión (Diakoulaki *et al.*, 1995), ya que frente a una información formada por diferentes atributos, hay distintas opciones para la toma de decisiones.

El método CRITIC que es desarrollado a partir de la correlación entre las variables y sus respectivas desviaciones típicas conforme la ecuación siguiente:

$$C_j = \sigma_j \cdot \sum_{K=1}^m (1 - r_{jk})$$

Después de la aplicación de la ecuación anterior, el resultado fue normalizado por la suma de los coeficientes de ponderación C_j , conforme la ecuación adelante. La normalización de los indicadores individuales fue realizada por dimensión.

$$w_j = \frac{C_j}{\sum_{k=1}^m C_k}$$

Los coeficientes de ponderación y los pesos de cada indicador calculados en relación a las respectivas dimensiones por el método CRITIC se reflejan en la Tabla 8. AL y HydDis se corresponden con las variables que tienen mayores pesos, pues pertenecen a una dimensión con pocos indicadores y en el cálculo del índice, se multiplican por las variables del conjunto reducido.

Tabla 8: Pesos de los indicadores individuales por el método CRITIC.

Variables	C_j	w_j
PopDen	2.3789	0.3419
GDP	2.1405	0.3077
UrPopGr	2.4381	0.3504
<i>Total</i>	<u>6.9576</u>	<u>1.0000</u>
AP	3.3864	0.1107
CerPd	3.7379	0.1222
EmCO2	3.4711	0.1135
EnUse	5.6377	0.1843
EnProd	3.9563	0.1293
MCAP	5.1845	0.1695
FertUse	5.2135	0.1704
<i>Total</i>	<u>30.5875</u>	<u>1.0000</u>
AL	0.8940	0.5564
HydDis	0.7129	0.4436
<i>Total</i>	<u>1.6069</u>	<u>1.0000</u>
ChMor	2.5028	0.2959
DeaR	2.3000	0.2719
LiEB	3.6552	0.4322
<i>Total</i>	<u>8.4580</u>	<u>1.0000</u>
AW	1.7610	0.1997
AS	1.6549	0.1876
EPfRS	2.4791	0.2811
WaTMProt	2.9251	0.3316
<i>Total</i>	<u>8.8201</u>	<u>1.0000</u>

Variables: PopDen – Densidad Poblacional; GDP – Renta per cápita; UrPopGr – Crecimiento poblacional urbano; AP – Producción agrícola; CerPd – Producción de cereales; EmCO₂ – Emisión de CO₂; EnUse – Consumo de energía; EnProd – Producción de energía; MCAP – Captura marina y producción acuicultura; FertUse – Uso de fertilizantes; AL – Área agrícola; HydDis – Desastres hidrológicos; ChMor – Mortalidad Infantil; DeaR – Mortalidad General; LiEB – Expectativa de vida; AW – Acceso a agua; AS – Acceso a saneamiento; EPfRS – Producción de energía de recursos renovables; WaTMProt – Agua del territorio marino protegidos.

Fuente: Elaboración propia (2013).

4.6 Agregación en dimensiones y en indicador compuesto

La última etapa de construcción de un indicador compuesto es la agregación de los valores ponderados. El proceso de agregación fue realizado en dos ámbitos: i) a partir de los indicadores individuales para formación de las dimensiones conforme el modelo DPSEEA; y ii) la agregación de las dimensiones en un indicador compuesto único. Para agregación, se utilizó los pesos generados por el Método CRITIC.

Considerando que el modelo de indicador de desempeño medioambiental planteado está basado en el modelo DPSEEA, la agregación fue realizada para cada uno de los elementos que componen las dimensiones de este modelo, y, posteriormente, estas dimensiones se agregaron en un indicador compuesto final.

Además, conforme indican Schuschny y Soto (2009), hay que considerar los efectos que cada una de las variables tiene en relación con el desempeño que se desea medir, pues algunas de ellas favorecen la performance, mientras otras impactan negativamente. Así, hay que identificar los efectos de cada uno de los indicadores individuales del conjunto reducido. Para determinar los efectos se recurrió al marco teórico y las evidencias de trabajos previos:

i) Fuerza Impulsora (DF). Está formada por el grupo de elementos que generan presión medioambiental y suponen un incremento en el consumo de recursos naturales que pueden causar el desequilibrio medioambiental (Corvalán, Briggs y Kjellstrom, 1996). En ese contexto, se considera que el DF tiene efecto negativo con el desempeño medioambiental de los países. Los indicadores individuales seleccionados en esa investigación son:

PopDen. Conforme Bergh y Veen-Groot (1999), los países de mayor densidad poblacional muestran una tendencia a tener más problemas relacionados con la polución medioambiental, principalmente por tener más tráfico de coches, etc. Esa misma correlación es defendida por Liefferink *et al* (2009). En ese sentido, la variable PopDen genera más fuerza impulsora.

GDP. Bergh y Veen-Groot (1999) verificaron que había una correlación significativamente negativa entre la presión y el GDP por habitante. Ello es debido a que la relación entre desarrollo económico y calidad medioambiental presenta forma de U (Dasgupta, Mody, Roy y Wheeler, 2001). Inicialmente, la polución medioambiental crece proporcionalmente al desarrollo de la economía, sin embargo, esta empieza a reducirse en un determinado nivel del crecimiento económico, principalmente, como consecuencia de los avances tecnológicos, la optimización de la productividad y buenas prácticas políticas pueden llevar a un desarrollo ambiental y socialmente sostenible. En ese contexto, al más alto GDP, menor es la fuerza impulsora.

UrPopGr. Según el informe del Banco Mundial (2012), el crecimiento de la población exige más recursos naturales como tierra, agua, bosques, minerales y energía. Además, conforme afirman Corvalán, Briggs y Kjellstrom (1996), muchos países están enfrentando problemas medioambientales como desertificación, colapso de recursos naturales y contaminación ambiental mientras sus poblaciones están aumentando de forma muy rápida. Por lo tanto, el incremento poblacional genera mayor presión ambiental.

ii) Presión (P). Se corresponde con los factores causados por la fuerza impulsora y que cambian el estado natural de los recursos disponibles, en general son originadas por las actividades económicas, producción de energía, la explotación de recursos naturales, la agricultura, etc (Corvalán, Briggs y Kjellstrom, 1996). Conforme observaron Bergh y Veen-Groot (1999), hay una correlación estadísticamente negativa entre la presión y el indicador de calidad medioambiental. Por lo tanto, en el modelo planteado, la presión afecta negativamente la performance medioambiental y está formada por los siguientes indicadores:

AP y CerPd. Bergh y Veen-Groot (1999), encontraron una correlación positiva entre el área de producción agrícola y los problemas medioambientales, para ellos uno de los factores que razona esa correlación es la reducción de zonas forestales para el uso en la agricultura. Así, se concluye que la actividad agrícola aumenta la presión medioambiental.

EmCO₂. La emisión de dióxido de carbono es un factor que genera más presión medioambiental, pues es un elemento contaminante del aire y causa el calentamiento global (Bergh y Veen-Groot, 1999).

EnUse. La intensidad de energía agota los recursos no renovables y aumenta la polución del aire (Bergh y Veen-Groot, 1999). Clerici, Bodoni y Ferrarini (2004), también encontraron una correlación significativamente positiva y fuerte entre el consumo de energía y la polución atmosférica, por lo tanto aumenta la presión.

EnProd. La producción de energía no renovable causa un impacto negativo en el medioambiente (Bergh y Veen-Groot, 1999), lo que se supone que esa variable aumenta la presión en los recursos naturales.

MCAP. La captura de seres vivos marinos reduce la cantidad de ese tipo de recurso, lo que tiende al su agotamiento. Por lo tanto, es otra variable que aumenta la presión medioambiental.

FertUse. El uso de fertilizantes y de pesticidas es considerado uno de los mayores problemas medioambientales en la agricultura (Bergh y Veen-Groot, 1999). Además, esos investigadores complementan afirmando que la agricultura es la fuente de origen para casi todos los problemas medioambientales, así que el FertUse aumenta la presión.

iii) Estado. Es la dimensión que representa las consecuencias de la variación en la presión. Son los cambios de los elementos de la naturaleza, como la variación en la disponibilidad de los recursos naturales disponibles, el desgaste físico, los niveles de polución, los accidentes y desastres naturales provocados por el aumento de la presión (Corvalán, Briggs y Kjellstrom, 1996). En ese sentido, el estado es una dimensión que reacciona inversamente a la presión y la fuerza impulsora, por lo tanto se plantea que se correlaciona positivamente con el desempeño medioambiental de los países. Los indicadores seleccionados para esa dimensión son:

AL. El efecto de esa variable ya fue comentado en la del uso de fertilizante y de la producción agrícola, por lo tanto, tiene un efecto negativo en relación a su grupo, es decir, reduce los estados de los recursos naturales.

HydDis. El aumento de la presión medioambiental puede provocar desastres naturales. Por lo tanto, los efectos de los desastres hidrológicos son considerados opuestos al estado, pues menos desastres naturales conllevan un estado más óptimo de los recursos naturales.

vi) Efectos. Representan las consecuencias en la salud humana de la calidad medioambiental, es decir, identifican la forma de cómo reacciona la salud a los impactos medioambientales. En ese contexto, cuando se mejora la calidad de los recursos naturales disponibles, se reduce los impactos en la salud de los habitantes. Derivado de las variables disponibles, en el modelo que se está desarrollando, se admite que los efectos tienen una correlación negativa con la performance medioambiental de los países y los indicadores utilizados para evaluar los impactos de la calidad medioambiental en la salud humana son:

ChMor, DeaR y LiEB. Esas tres variables son analizadas en conjunto, pues tienen una fuerte corrección estadística y conceptual, pues la tasa de expectativa (LiEB) de vida es calculada llevando a cabo la mortalidad infantil (ChMor) y la tasa de mortalidad general (DeaR). Es decir, para aumentar la expectativa de vida, hay que reducir las mortalidades infantil y general.

Bajo ese principio, Clerici, Bodoni y Ferrarini (2004) encontraron una correlación negativa entre la variable de la edad y la de densidad poblacional. Basado en esas observaciones y la correlación entre la densidad y la calidad medioambiental, se deduce que las dos tasas de

mortalidad aumentan los efectos, mientras la de expectativa de vida se relaciona negativamente.

v) Acciones. Las políticas de actuación a favor del medioambiente presentan una relación negativa con la presión, lo que permite concluir que las acciones logran reducir la presión medioambiental (Bergh y Veen-Groot, 1999). En ese contexto, se asumió que las acciones tienen un efecto positivo en la performance medioambiental.

AW y AS. El fornecimiento de agua y la facilitación de saneamiento básicos a la población son ejemplos de políticas sociales y ambientales que suelen mejorar la calidad de vida. Por lo tanto, se consideró de efecto positivo en el desempeño medioambiental.

EPfRS. El uso de energía proveniente de fuentes renovables es considerado como el menos contaminante, y logra reducir el impacto medioambiental (Bergh y Veen-Groot, 1999). En ese contexto, supone una estrategia de acción para reducir la producción de energía de fuentes contaminantes, por eso se adoptó como de efecto positivo en las acciones.

WaTMProt. La protección de área es una política de preservación medioambiental con la propuesta de conservar la vida y el hábitat, manteniendo el sistema biológico como original. Por lo tanto, se supone que esta variable aumenta la calidad medioambiental de los países.

Como no había ninguna variable disponible que podría ser clasificada como de exposición, esa dimensión no fue considerada en el modelo. Sin embargo, eso no compromete la calidad final del modelo planteado, pues lo que se desea es un índice compuesto único que incorpore todos las 6 (seis) dimensiones del DPSEEA. Cabe justificar que el motivo de ausencia de variables que representa la exposición fue la falta de datos, es decir, no hay disponibilidades de datos en la *web* de esa naturaleza. La figura 5 enseña el resumen de los efectos y clasificaciones.

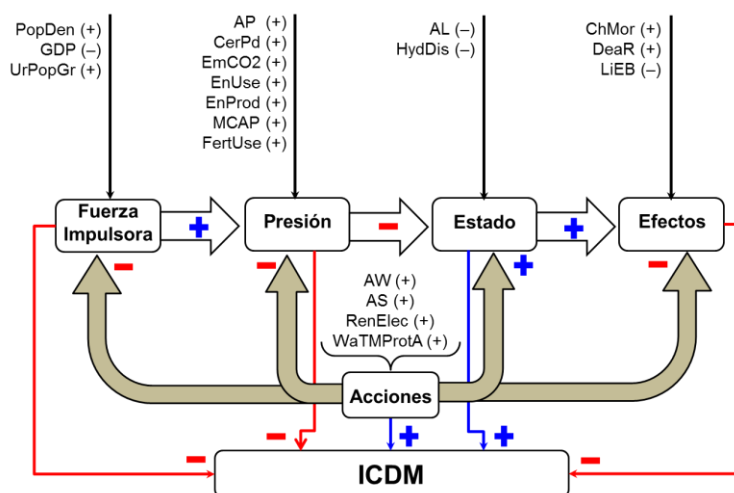


Figura 5: Clasificación y efectos de las variables conforme el modelo DPSEEA.

Fuente: Elaboración propia (2013).

La agregación fue realizada en dos etapas: la primera, supone la agregación de los indicadores individuales para formación de las dimensiones; y la segunda, la agregación de las dimensiones para formar el indicador compuesto, todo ello de acuerdo con efectos que aparecen en la figura 5. La agregación fue normalizada por la suma y siguió las etapas adelante:

1º) **Normalización por la suma.** Se sumó los pesos de cada indicador por dimensión y el resultado fue dividido por la suma de la dimensión, lo que produjo un índice (peso w_j) que representa la relevancia en porcentaje de cada indicador en relación a la dimensión que pertenece. En este sentido, cada indicador individual representa una parte del total de la dimensión a que pertenece, de modo que la suma de los valores es 1 para cada dimensión.

2º) **Cálculo del valor de las dimensiones.** Los valores de los indicadores fueron multiplicados por su respectivo peso w_j y los resultados fueron sumados para formar las dimensiones, llevando a cabo el efecto de cada una en relación a su grupo. Es decir, en el momento de la suma, si la variable presentara un efecto negativo en el grupo, el valor sería multiplicado por el valor de uno negativo para formación de la dimensión.

Una vez realizada la agregación de cada dimensión, se realizó un análisis de correlaciones entre variables y dimensiones. Los resultados están en la tabla 9.

Tabla 9: Análisis de correlación de los indicadores individuales y las dimensiones.

		PopDen	GDP	UrPopGr	DF	AP	CerPd	EmCO2	EnUse
PopDen	Pearson Correl								
	Sig. (2-tailed)								
GDP	Pearson Correl	,083*							
	Sig. (2-tailed)	0.012							
UrPopGr	Pearson Correl	-,109**	-,368**						
	Sig. (2-tailed)	0.001	0						
DF	Pearson Correl	,612**	-,554**	,622**					
	Sig. (2-tailed)	0	0	0					
AP	Pearson Correl	-0.003	0.013	-,110**	-,068*				
	Sig. (2-tailed)	0.931	0.687	0.001	0.041				
CerPd	Pearson Correl	,069*	0.001	-,172**	-0.046	,850**			
	Sig. (2-tailed)	0.037	0.973	0	0.17	0			
EmCO2	Pearson Correl	,071*	,443**	-,215**	-,249**	,773**	,649**		
	Sig. (2-tailed)	0.033	0	0	0	0	0		
EnUse	Pearson Correl	-,190**	-,364**	,187**	,118**	,115**	,117**	0.051	
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0	0	0.125	
EnProd	Pearson Correl	-,185**	-0.009	,245**	0.007	,417**	,445**	,401**	,164**
	Sig. (2-tailed)	0	0.787	0	0.838	0	0	0	0
MCAP	Pearson Correl	-,112**	,093**	0.036	-,097**	,439**	,383**	,346**	0.002
	Sig. (2-tailed)	0.001	0.005	0.277	0.003	0	0	0	0.954
FertUse	Pearson Correl	,199**	,505**	-,120**	-,133**	0.031	-0.025	,315**	-,256**
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0.345	0.447	0	0
P	Pearson Correl	-0.054	,129**	-0.023	-,103**	,842**	,796**	,799**	,307**
	Sig. (2-tailed)	0.104	0	0.497	0.002	0	0	0	0
AL	Pearson Correl	,127**	-,219**	-,102**	,124**	,278**	,246**	0.063	,096**
	Sig. (2-tailed)	0	0	0.002	0	0	0	0.056	0.004
HydDis	Pearson Correl	0.059	-,261**	,126**	,218**	,686**	,650**	,444**	,130**
	Sig. (2-tailed)	0.076	0	0	0	0	0	0	0
S	Pearson Correl	-,132**	,301**	0.026	-,203**	-,547**	-,503**	-,257**	-,140**
	Sig. (2-tailed)	0	0	0.431	0	0	0	0	0
ChMor	Pearson Correl	-,208**	-,811**	,468**	,443**	-0.057	-,115**	-,447**	,353**
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0.084	0	0	0
Dear	Pearson Correl	-,077*	-,241**	-,186**	-0.057	,122**	,175**	-,130**	,215**
	Sig. (2-tailed)	0.021	0	0	0.086	0	0	0	0
LiEB	Pearson Correl	,219**	,774**	-,392**	-,378**	,127**	,116**	,457**	-,398**
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0	0	0	0
Ef	Pearson Correl	-,198**	-,717**	,252**	,293**	-0.018	-0.014	-,406**	,383**
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0.577	0.676	0	0
AW	Pearson Correl	,249**	,794**	-,500**	-,425**	-0.011	0.029	,346**	-,393**
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0.73	0.385	0	0
AS	Pearson Correl	,217**	,795**	-,512**	-,454**	-0.018	0.023	,376**	-,289**
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0.582	0.491	0	0
EPFRS	Pearson Correl	-,294**	,302**	-0.018	-,341**	-,224**	-,171**	-,120**	-,150**
	Sig. (2-tailed)	0	0	0.597	0	0	0	0	0
WaTMProt	Pearson Correl	-,116**	-0.004	-,131**	-,152**	,159**	,193**	,116**	0.056
	Sig. (2-tailed)	0	0.895	0	0	0	0	0	0.093
A	Pearson Correl	-0.023	,693**	-,418**	-,530**	-0.045	0.023	,246**	-,286**
	Sig. (2-tailed)	0.494	0	0	0	0.175	0.497	0	0
		EnProd	MCAP	FertUse	P	AL	HydDis	S	ChMor
MCAP	Pearson Correl	,315**							
	Sig. (2-tailed)	0							
FertUse	Pearson Correl	0.034	0.033						

P	Sig. (2-tailed)	0.305	0.326						
	Pearson Correl	,635**	,652**	,214**					
AL	Sig. (2-tailed)	0	0	0					
	Pearson Correl	-,071*	-0.06	-,249**	,074*				
HydDis	Sig. (2-tailed)	0.032	0.069	0	0.026				
	Pearson Correl	,434**	,428**	-,092**	,638**	,134**			
S	Sig. (2-tailed)	0	0	0.005	0	0			
	Pearson Correl	-,141**	-,147**	,249**	-,355**	-,890**	-,572**		
ChMor	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0	0		
	Pearson Correl	,092**	-,072*	-,572**	-,158**	,202**	,247**	-,281**	
DeaR	Sig. (2-tailed)	0.006	0.03	0	0	0	0	0	
	Pearson Correl	-0.059	0.023	-,401**	0.013	,327**	,116**	-,324**	,306**
LiEB	Sig. (2-tailed)	0.076	0.493	0	0.7	0	0	0	0
	Pearson Correl	-0.039	,100**	,551**	,180**	-,202**	-,186**	,253**	-,907**
Ef	Sig. (2-tailed)	0.243	0.003	0	0	0	0	0	0
	Pearson Correl	0.025	-0.057	-,607**	-,125**	,298**	,218**	-,347**	,869**
AW	Sig. (2-tailed)	0.451	0.087	0	0	0	0	0	0
	Pearson Correl	-,102**	-0.063	,486**	0.029	-,126**	-,256**	,222**	-,786**
AS	Sig. (2-tailed)	0.002	0.058	0	0.383	0	0	0	0
	Pearson Correl	-0.041	-0.058	,504**	,077*	-,187**	-,281**	,285**	-,793**
EPFRS	Sig. (2-tailed)	0.214	0.078	0	0.02	0	0	0	0
	Pearson Correl	,232**	-,066*	,287**	-,070*	-,224**	-,210**	,282**	-,258**
WaTMProt	Sig. (2-tailed)	0	0.048	0	0.034	0	0	0	0
	Pearson Correl	0.05	0.04	0.058	,154**	0.009	,103**	-0.055	-0.063
A	Sig. (2-tailed)	0.128	0.222	0.079	0	0.781	0.002	0.095	0.058
	Pearson Correl	,078*	-0.055	,503**	,070*	-,207**	-,239**	,282**	-,698**
	Sig. (2-tailed)	0.018	0.095	0	0.035	0	0	0	0
		DeaR	LiEB	Ef	AW	AS	EPFRS	WaTMProt	A
LiEB	Pearson Correl		-,421**						
	Sig. (2-tailed)		0						
Ef	Pearson Correl		,714**	-,919**					
	Sig. (2-tailed)		0	0					
AW	Pearson Correl		-,227**	,734**	-,686**				
	Sig. (2-tailed)		0	0	0				
AS	Pearson Correl		-,286**	,778**	-,731**	,835**			
	Sig. (2-tailed)		0	0	0	0			
EPFRS	Pearson Correl		-,137**	,254**	-,257**	,228**	,252**		
	Sig. (2-tailed)		0	0	0	0	0		
WaTMProt	Pearson Correl		,145**	0.06	0.015	0.017	-0.012	-0.015	
	Sig. (2-tailed)		0	0.071	0.643	0.617	0.723	0.64	
A	Pearson Correl		-,179**	,671**	-,606**	,757**	,749**	,624**	,428**
	Sig. (2-tailed)		0	0	0	0	0	0	0

Legend: *, Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed); **, Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

Variables: PopDen – Densidad Poblacional; GDP – Renta per cápita; UrPopGr – Crecimiento poblacional urbano ; DF – Fuerza Impulsora; AP – Producción agrícola; CerPd – Producción de cereales; EmCO₂ – Emisión de CO₂; EnUse – Consumo de energía; EnProd – Producción de energía; MCAP – Captura marina y producción acuicultura; FertUse – Uso de fertilizantes; P – Presión; AL – Área agrícola; HydDis – Desastres hidrológicos; S – Estados; ChMor – Mortalidad Infantil; DeaR – Mortalidad General; LiEB – Expectativa de vida ; Ef – Efectos; AW – Acceso a agua; AS – Acceso a saneamiento; EPFRS – Producción de energía de recursos renovables; WaTMProt – Agua del territorio marino protegidos; A – Acciones.

Fuente: Elaboración propia (2013).

Conforme la tabla 9, los indicadores que componen la dimensión Fuerza Impulsora (*DF* – *Driving Force*) presentan la correlación esperada, es decir, la densidad y el crecimiento poblacional tienen una correlación estadísticamente positiva muy fuerte de 0,612 y 0,622 respectivamente con la dimensión DF, mientras el GDP por habitante se correlaciona negativamente con la misma dimensión con un coeficiente de -0,554. Lo que sugiere que el crecimiento poblacional genera más fuerza impulsora.

En relación a los indicadores de la dimensión Presión (P), los efectos son los mismos de los planteados, en ese contexto todos se correlacionan positivamente con la presión, lo que significa que los indicadores individuales seleccionados aumentan la presión medioambiental. La producción agrícola, la producción de cereales, la emisión de CO₂, la producción de energía y la captura de animales marinos presentaron una correlación significativamente positiva muy elevada, sus coeficientes son, respectivamente: 0,842; 0,796; 0,799; 0,635 y 0,652. La intensidad de uso de energía y el uso de fertilizantes tuvieron correlaciones positivas y significativas con su dimensión, pero en menores proporciones, sus coeficientes de correlaciones son: 0,307 y 0,214.

La dimensión Estado (S) es compuesta por dos indicadores que en principio se planteó que tendrían una correlación negativa, lo que se confirmó en el análisis estadístico. El coeficiente de correlación entre la proporción de las tierras cultivadas y el estado fue de -0.890, lo que comprueba una correlación negativamente muy fuerte. Con intensidad un poco más baja, el coeficiente de correlación entre los desastres hidrológicos y el estado fue de -0,572. En ese contexto, las tierras agrícolas y los desastres hidrológicos reducen el estado de los recursos ambientales.

Los Efectos (E) resultantes fueron analizados considerando 3 indicadores individuales y se confirmó la correlación esperada frente a los efectos, pues las tasas de mortalidad infantil y general presentaron una correlación estadísticamente significativa positiva con la dimensión Econ coeficientes de 0,869 y 0,714, respectivamente. Mientras que la expectativa de vida tiene una correlación negativa con la misma dimensión de -0,919. Lo que significa que los efectos en la salud están fuertemente vinculados al desgaste medioambiental, provocando un crecimiento de la tasa de mortalidad infantil y general, y una reducción de las expectativas de vida de los habitantes.

Considerando los indicadores que forman las Acciones (A), se verifica también que las correlaciones entre ellos y las acciones que se había planteado en principio fueron todas confirmadas. La correlación entre el estado y los indicadores de accesibilidad a las redes de abastecimiento y saneamiento de agua, y producción de energía de fuertes renovables presentaron coeficiente muy fuertes significativamente positivos de 0,757; 0,749 y 0,624, respectivamente. En menor intensidad, pero también positivo, el coeficiente de la protección de aguas marinas y terrestres fue de 0,428.

Basado en estos resultados, el indicador compuesto fue agregado a partir de la ponderación de las dimensiones por el modelo CRITIC conforme las siguientes fases:

1º) Cálculo de los coeficientes de ponderación. Para calcular el coeficiente de ponderación C_j de las dimensiones se utilizó la misma técnica aplicada para los indicadores individuales. Basado en la metodología CRITIC se determinó los coeficientes de cada dimensión, que fueron normalizados por la suma de todas las dimensiones para determinación del peso de cada una de ellas. Los pesos w_j de las dimensiones se reflejan en la tabla 10.

Tabla 10: Pesos de las dimensiones por el método CRITIC.

Dimensiones	w_j
DF	0.17856
P	0.15895
S	0.21723
Ef	0.26200
A	0.18326
Total	1
Variables: DF – Driving Force; P – Presión; S – Estado; Ef – Efectos; A – Acciones.	

Fuente: Elaboración propia (2013).

2º) Agregación de las dimensiones. A partir de las ponderaciones previas, se agregaron las respectivas dimensiones en un indicador compuesto medioambiental. El proceso de agregación considero los efectos y reacciones de cada dimensión en relación al desempeño medioambiental, conforme consta en la figura 4. Por lo tanto, las dimensiones que reaccionaban negativamente fueron multiplicadas por el valor negativo de uno en el momento de la suma. La ecuación de agregación se refleja a continuación:

$$ICDM_i = [(DF_i * w_{DF}) * (-1)] + [(P_i * w_P) * (-1)] + (S_i * w_S) + [(Ef_i * w_{Ef}) * (-1)] + (A_i * w_A)$$

El análisis de correlación para comprobar si las dimensiones se relacionaban con el Índice de Desempeño Medioambiental (EPM) se refleja en la Tabla 11. Las correlaciones planteadas entre las dimensiones y el indicador compuesto fueron todas confirmadas. Conforme se observa, las dimensiones S y A mantienen una fuerte correlación estadísticamente significativa positiva con el desempeño medioambiental con coeficientes de: 0,665 y 0,721 respectivamente. Las dimensiones DF, P y E reducen la performance medioambiental de los países y sus coeficientes de correlación con el ICDM fueron, respectivamente: -0,611; -0,329 y -0,831. Sin embargo, la presión presenta un valor débil, lo que significa que poco influencia en la performance medioambiental.

Tabla 11: **Análisis de correlación entre las dimensiones y en Indicador de Desempeño Medioambiental.**

		DF	P	S	Ef	A	CIEP
DF	Pearson Correlation	-					
	Sig. (2-tailed)						
	N	912					
P	Pearson Correlation	-,013	-				
	Sig. (2-tailed)	,705					
	N	912	912				
S	Pearson Correlation	-,217**	-,328**	-			
	Sig. (2-tailed)	,000	,000				
	N	912	912	912			
Ef	Pearson Correlation	,374**	,056	-,330**	-		
	Sig. (2-tailed)	,000	,088	,000			
	N	912	912	912	912		
A	Pearson Correlation	-,541**	-,028	,257**	-,564**	-	
	Sig. (2-tailed)	,000	,397	,000	,000		
	N	912	912	912	912	912	
CIEP	Pearson Correlation	-,611**	-,329**	,665**	-,831**	,721**	-
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000	,000	
	N	912	912	912	912	912	912

Legend: **. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).
Variables: DF – *Driving Force*; P – Presión; S – Estado; Ef – Efectos; A – Acciones; ICDM – Indicador Compuesto de Desempeño Medioambiental.

Fuente: Elaboración propia (2013).

Considerando la correlación entre las dimensiones del modelo DPSEEA, los coeficientes entre el DF y las demás son: estado: -0,217; efectos: 0,374 y acciones: 0,541, lo que significa que las fuerzas impulsoras tienden a disminuir los estados de los recursos naturales y la potencialidad de las acciones, mientras que aumentan los efectos negativos en la salud humana. La relación del DF con la presión es no significativa. La única conclusión a respecto a la P es afecta negativamente al estado de los recursos naturales disponibles, presentando un coeficiente de correlación significativamente negativo de -0,328.

El coeficiente de correlación entre el estado y las acciones fue significativamente positivo de 0,257, mientras que en el coeficiente de correlación de S con los efectos fue de -0,330, lo que se concluye que cuando la calidad y la disponibilidad de los recursos disponibles en la naturaleza se reduce, aumenta los efectos negativos en la salud humana. Se comprobó también que las acciones tienden a disminuir los efectos resultantes de la degradación del medioambiente, pues obtuvieron un coeficiente de correlación de -0,564.

A partir de los resultados, se comprueba lo que se había planteado en la teoría del modelo DPSEEA, un aumento en el *driving force* y en la presión, reduce la calidad medioambiental

de los países, así como el *driving force* genera más efectos negativos en el medio ambiente y reduce la calidad de los estados de los recursos en la naturaleza. En relación a correlación entre el *driving force* y la presión, los resultados enseñan que no es estadísticamente significativo, pero la presión reduce el estado de los recursos naturales, es decir, aumentando la presión, se consume más recursos, y consecuentemente, genera más efectos negativos en la salud humana.

Con los resultados del modelo definido se cumple el objetivo del trabajo y se genera una información para utilizar en las tomas de decisiones y evaluar el desempeño medioambiental de los países analizados. Además, se puede elaborar un *ranking* entre los países, proceso que se abordará en el epígrafe siguiente.

5 RANKING Y COMPARACIÓN DEL DESEMPEÑO MEDIOAMBIENTAL DE LOS PAISES MEDIANTE EL ICDM

A partir de los valores anuales del ICDM para cada país, se realizó un análisis comparativo del desempeño entre los países mediante la formación de un *ranking* basado en la ordenación creciente de los países analizados. En las Tablas 12 y 13 se reflejan los diez mejores y peores países respecto a su desempeño medioambiental en el periodo 2004-2009.

Tabla 12: *Ranking de los mejores desempeño medioambiental.*

Country	Coutry Code	Rk 2004	Rk 2005	Rk 2006	Rk 2007	Rk 2008	Rk 2009
Iceland	ISL	1	1	1	1	1	1
Norway	NOR	2	2	2	2	2	2
Sweden	SWE	3	3	3	3	3	3
Finland	FIN	4	4	4	4	4	4
Canada	CAN	5	5	5	5	5	5
Switzerland	CHE	7	9	10	7	10	6
Suriname	SUR	9	7	7	12	8	7
Belize	BLZ	8	12	11	8	16	8
Qatar	QAT	6	6	6	6	9	9
Oman	OMN	11	8	9	13	7	10

Fuente: Elaboración propia (2013).

Tabla 13: *Ranking de los peores desempeño medioambiental.*

Country	Coutry Code	Rk 2004	Rk 2005	Rk 2006	Rk 2007	Rk 2008	Rk 2009
Cote d'Ivoire	CIV	144	142	146	147	146	143
India	IND	146	149	147	145	143	144
Angola	AGO	148	144	142	144	142	145
Togo	TGO	139	140	141	143	144	146
Madagascar	MDG	142	139	139	142	148	147
Ghana	GHA	145	146	145	148	147	148
Haiti	HTI	149	145	148	149	149	149
Bangladesh	BGD	150	151	150	150	150	150
Burundi	BDI	151	150	151	151	151	151
Nigeria	NGA	152	152	152	152	152	152

Fuente: Elaboración propia (2013).

Como se verifica en las tablas previas, los 5 primeros mejores desempeños medioambientales siguen manteniendo exactamente la misma posición en la clasificación anual. Además, entre los 10 primeros países no se observan muchas variaciones interanuales, es decir, los individuos son prácticamente los mismos en todos los años. En otro extremo de la tabla, las 10 peores performances medioambientales son siempre ocupadas por un grupo de países que se alternan en posiciones, pero no se alejan de esa zona. Lo que evidencia que los mejores y

peores desempeños medioambientales son ocupados casi siempre por los mismos individuos durante el período analizado.

Así, del análisis temporal del *ranking* se percibe que los dos grupos de países que ocupan posiciones en los extremos son invariantes. Los cambios de desempeño aumentan en la medida que nos acercamos a la zona central del *ranking* de desempeño.

Para analizar la influencia y relación de las 5 dimensiones con el desempeño medioambiental determinado por el ICDM, se optó por analizar el *ranking* para los 10 mejores y los 10 peores desempeños de cada una de las dimensiones en comparación con la performance en el ICDM. En general, se verificó que en las dimensiones efectos y acciones, los países mantienen una posición estática en el periodo analizado.

a) El desempeño de la Fuerza Impulsora y el ICDM en los países

Verificando el desempeño de los 10 países con mayor fuerza impulsora y los 10 con menor desempeño se percibe que hay un predominio de dos grupos de países en los extremos. Los individuos de menor fuerza impulsora son en su mayoría los que forman parte del grupo de los 30 países con mejor desempeño medioambiental, mientras que los que presentan menores niveles de fuerza impulsora pertenecen a los de los peores ICDM.

Los países con menor nivel fuerza impulsora son Australia, Canadá, Estonia, Finlandia, Guyana, Islandia, Letonia y Suecia. De estos países, el 50% ocupaba un puesto dentro de los top10 con mejor ICDM. Por el contrario, Bangladesh, Burundi, Gambia, Haití, Maldivas, Nepal y Singapur forman parte del grupo de los 10 países con mayor fuerza impulsora durante los años analizados.

b) El desempeño de la Presión y el ICDM en los países

La posición en relación con la dimensión de presión no está tan definida en relación a la hegemonía y al predominio de los países con mayor o menor ICDM. Así, en los años evaluados, los 10 países que mayor o menor presión generaron muestran distintas posiciones en el ranking global de desempeño medioambiental.

Los países más ricos o industrializados - Australia, China, India, Indonesia, República de Corea, México, Rusia y los Estados Unidos – son los que presentan una mayor presión medioambiental. De manera opuesta, los países menos desarrollados que ocupan una zona mediana superior en el *ranking* de performance medioambiental están entre los que menos presión generaron en los 6 años analizados consecutivos, Malta, Eritrea, Botswana y Barbados.

c) El desempeño del Estado y el ICDM en los países

El *ranking* de los países con mayor nivel en la dimensión estado se corresponde con los 10 países con mejor ICDM. En el otro extremo, los 10 países con menor eran, predominantemente, individuos con menores ICDM. Concretamente, el 50% de los países catalogados dentro de los 10 mejores desempeños en el ICDM muestran los mejores valores de estado. En el otro extremo de la performance del estado están el 40% de individuos que pertenecían al grupo de los 10 países con peores desempeños en el ICDM.

d) El desempeño del Efecto y el de ICDM en los países

Comparando los 10 mejores desempeños medioambientales del ICDM con los del efecto, se verifica que solo Islandia y Qatar están entre los 10 países que sufrieron menos efectos de los desgastes medioambientales y pertenecen al grupo de los 10 mejores desempeños de ICDM en toda serie temporal analizada. Sin embargo, la mayor parte del conjunto de países con menores efectos se corresponde con los países que presentaron los mejores desempeños medioambientales. Puede destacarse a Australia, Israel, Japón, República de Corea, Singapur y los Emiratos Árabes.

De los 10 países que más sufrieron los efectos de la degradación ecológica destaca Angola, Burkina Faso, Burundi, Camarón, República Democrática del Congo, Guinea-Bissau, Mozambique, Níger y Nigeria. Estos países fueron los individuos que estuvieron en el grupo de los 10 que más sufrieron el impacto de los efectos. Además, Nigeria es el país con peor performance en el ICDM. Un factor común a todos esos países es que son del continente africano.

e) El desempeño de la Acción y el ICDM en los países

Llevando a cabo los 10 mejores desempeños en la dimensión acción y del ICDM, se verifica que esos dos conjuntos tienen en común, aproximadamente, el 60% de los países. Es decir, los mayores valores en acciones están formados predominantemente por países de mayores ICDM. El mismo porcentaje es observado en el otro extremo de la performance. En ese sentido, la mayor parte de los países que forman el grupo de los 10 peores desempeños en acción está formado por individuos que ocuparon las peores performances en ICDM.

En relación con la frecuencia de los países en el grupo de las mejores performances en acciones, se verificó que, Australia, Austria, Francia, Alemania, Islandia, Noruega, Suecia, Suiza, y los Estados Unidos permanecieron al menos 5 años de la serie analizada. En el otro extremo, Angola, Camboya, Cote d'Ivoire, Eritrea, Gana, Nigeria y Sudan se corresponde con los individuos que menos inversiones realizan en acciones y políticas en favor del medioambiente y, generalmente, están en las peores posiciones de desempeño del ICDM.

6 CONSIDERACIONES FINALES

En la presente investigación se desarrolla un modelo propio de medida de la performance medioambiental, el ICDM, formado por agregación de 19 indicadores agrupados en 5 dimensiones del modelo DPSEEA. Las dimensiones en las que fueron agrupados los indicadores individuales se corresponden con la fuerza propulsora (DF), la presión (P), el estado (S), los efectos (Ef) y las acciones (A) que fueron ponderados y agregados mediante la técnica de CRITIC.

El ICDM es una herramienta diseñada para la gestión del medioambiente que produce información relevante para evaluar los factores que están relacionados con la performance medioambiental y elaborar políticas medioambientales a nivel país que mejoren la situación actual. Además, puede servir para otros *stakeholders* que necesiten tomar decisiones a partir del desempeño medioambiental de los países, al facilitar el diseño de acciones más eficientes y eficaces identificando puntos débiles y fuertes en todo el sistema ecológico. Ello es debido a que facilita una mejor radiografía de todo el proceso, global y de forma segmentada, lo que facilita la identificación de puntos específicos que comprometen la calidad de la naturaleza, plantear acciones para reducir los problemas de cada una de las dimensiones, además de auxiliar en planos de acciones de carácter urgente, identificando las prioridades.

En ese sentido, el modelo ICDM mide el impacto medioambiental de forma dinámica, considerando las causas, los efectos y las acciones. Su aplicación empírica confirmó los efectos planteados inicialmente de los indicadores individuales y de las dimensiones en la teoría del modelo de DPSEAA, considerando las correlaciones entre indicadores individuales y las dimensiones específicas. En ese contexto, se observó que la densidad y el crecimiento poblacional generan mayor fuerza propulsora, mientras que los países de mayor producto interno bruto per cápita logran generar menor fuerza propulsora. Es decir: los países más ricos y con menor población suelen perjudicar menos el medioambiente, mostrando un mejor desempeño medioambiental.

Los Indicadores individuales seleccionados causantes de la presión medioambiental confirman que las actividades agrícolas, la producción y el uso de energía, la emisión de CO₂ y la captura de seres marinos suelen generar una mayor presión en la naturaleza. Por lo tanto, los países intensos en actividades agrícolas y pesquera, y los que producen energía perjudican el medioambiente.

El uso de la tierra para agricultura y los desastres hidrológicos afectan negativamente a los estados de los recursos naturales disponibles, lo que suele producir efectos más negativos en la salud humana.

Las consecuencias negativas del desgaste medioambiental en la salud humana fueron observadas con la correlación positiva entre la dimensión efectos y los indicadores de tasa de mortalidad infantil y general. En cambio, la tasa de expectativa de vida presenta una correlación negativa con los efectos. Eso significa que los países que generan mayor impacto en la naturaleza presentan una mayor tasa de mortalidad infantil y general, mientras que reducen las expectativas de vida.

El comportamiento favorable de las acciones orientadas a reducir el impacto medioambiental ponen de manifiesto que las políticas sociales y ambientales de acceso al agua y saneamiento para población, la protección de área marina y terrestre y el incentivo a producción de energía limpia son acciones que suelen mejorar la calidad medioambiental. Por lo tanto, los países que más invierten en estas acciones suelen tener menos problemas medioambientales.

Con todos esos efectos negativos y positivos, a partir de los resultados presentados se observó claramente que la relación entre las dimensiones del Modelo DPSEEA y el ICDM están en conformidad con la teoría de ese modelo. En este contexto, se verificó que la fuerza impulsora y la presión impactan negativamente en el desempeño medioambiental de los países estudiados, además de disminuir el estado de los recursos disponibles en la naturaleza y generar efectos negativos en la salud humana. Haciendo necesario mayores inversiones en acciones que reparen los perjuicios causados al medioambiente.

Sobre el *ranking* de desempeño medioambiental de los países, contruidos a partir del ICDM, se verifica que la existencia de dos grupo de países que ocupan las mejores y peores posiciones del *ranking* de manera invariante en el periodo analizado. Lo que implica que, en general, los países que están en el extremo inferior del *ranking* parecen estar acomodados y no reaccionan frente a la situación medioambiental en la que se encuentran.

Asimismo, los países con mejores ICDM generan menos fuerza impulsora y presión, conservan de manera más óptima el estado natural de los recursos y, consecuentemente, suelen tener menos efectos y necesitan acometer menos acciones para compensar las pérdidas

medioambientales. Por el contrario, los países en el otro extremo de la performance de ICDM, presentan mayores niveles de fuerza impulsora y presión, lo que reduce la calidad y cantidad de los recursos naturales disponibles, provocando una mayor degradación medioambiental y produce efectos más negativos en la salud humana, necesitando de más acciones.

Aunque los países que producen mayores y menores presiones no están tan predominantemente definidos en relación con el desempeño de ICDM, se puede verificar la permanencia de algunos de los países más industrializados del mundo en el grupo de los que más presión genera al medioambiente. Todo ello consecuencia de que esos países representan la producción, el consumo y la generación de residuos.

En general, los países menos desarrollados están dentro del grupo de los que menos presión medioambiental generan. Los países más ricos, en general, están entre los que más acciones acometen constantemente en favor del medioambiente.

El presente trabajo de investigación presenta algunas limitaciones fuertemente asociadas a la disponibilidad de datos, lo que conlleva una reducción de las variables a considerar en la formación del índice compuesto. En este sentido, futuras investigaciones deben superar las limitaciones indicadas mediante análisis robustos basados en la comparación de estos resultados con los de otras propuestas; intentar ampliar el periodo, las variables y países considerados; replicar esta investigación a nivel municipal, local, autonómico y federal.

Referencias

- Bandura R. and Del Campo, C. M. (2006). A Survey of Composite Indices Measuring Country Performance: 2006 Update, *United Nations Development Programme Background Paper– Office of Development Studies*. New York.
- Bergh, V. J.C.J.M. and Van Veen-Groot, D.B. (1999). Constructing Aggregate Environmental-Economic Indicators: A Comparison of 12 OECD Countries.
- Box, G. E. P. and Cox, D. R. (1964). An Analysis of transformation. *Journal of Royal Statistical Society. Serie B (Methodological)*, Vol.26(2), 211-252.
- Clerici, N., Bodoni, A. and Ferrarini, A. (2004). Sustainability at the local scale: Defining Highly aggregated indices for assessing environmental performance. The province of Reggio Emilia (Italy) as a case study. *Environmental Management*. Vol. 34, nº 4, 590-608.
- Corvalán, C., Briggs, D. and Kjellstrom, T. (1996). Development of environmental health indicators. In: Linkage methods for environment and health analysis. (D. Briggs, C. Corvalán and M. Nurminen, eds.). Geneva: *UNEP, USEPA and WHO*, 19-53.
- Dasgupta, S., Mody, A., Roy, S. and Wheeler, D. (2001). Environmental regulation and development: A cross-country empirical analysis. *Oxford Development Studies*, 29(2), 173–187.
- Diakoulaki, D. *et al.* (1995). Determining objective weights in multiple criteria problems: The critic method. *Computers and Operations Research*. Vol.22 (7), 763-770.
- Dobbie, M. and Dail, D. (2013). Robustness and sensitivity of weighting and aggregation in constructing composite indices. *Ecological Indicators* nº 29, 270–277.

- Emerson, J.W., *et al.* (2012). 2012 Environmental Performance Index and Pilot Trend Environmental Performance Index. New Haven: *Yale Center for Environmental Law and Policy*.
- Freudenberg M. (2003), Composite indicators of country performance: a critical assessment, OECD, Paris.
- Hambling , T; Weinstein, P and Slaney, D. (2011). A Review of Frameworks for Developing Environmental Health Indicators for Climate Change and Health. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. N° 8.
- Hammond A. *et al.* (1995). Environmental indicators: A Systematic Approach to Measuring and Reporting on Environmental Policy Performance in the Context of Sustainable Development. *World Resources Institute*.
- Horton, N. and Lipsitz, S. (2001). Multiple Imputation in Practice: Comparison of Software Packages for Regression Models With Missing Variables. *The American Statistician*, August 2001, Vol. 55, No. 3.
- Jacobs, R., Smith, P. and Goddard, M. (2004). Measuring Performance: An Examination of Composite Indicators. *Public Money & Management*. *Center for Health Economics Technical Paper Series 29*, University of York.
- Liefferink, D. *et al.* (2009). Leaders and laggards in environmental policy: a quantitative analysis of domestic policy outputs. *Journal of European Public Policy*. vol. 16 no. 5 (August): 677-700.
- Meadows, D. (1998). Indicators and Information Systems for Sustainable Development. Published by *The Sustainability Institute*, PO box 174.
- Munda G. and Nardo M. (2009). Non-compensatory/Non-Linear composite indicators for ranking countries: a defensible setting. *Applied Economics*, vol. 41, Issue 12.
- Nardo, M. *et al.* (2005). Tools for Composite Indicators Building. Joint Research Center of European Commission. *Econometrics and Statistical Support to Antifraud Unit I-21020* Ispra (VA) Italy.
- OECD. (2001). OECD Environmental Indicators 2001: towards sustainable development. *OECD Publishing*, Paris.
- OECD. (2008). Handbook on Constructing Composite Indicators: Methodology and user guide. *OECD Publishing*, Paris.
- OECD. (2011). Economic, Environmental and Social Statistics, *OECD Publishing*. Paris.
- Paruolo, P.; Saisana. M. and Saltelli, A. (2012). Ratings and rankings: Voodoo or Science? *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*. 176, Part 2.
- Saisana M. and Saltelli A. (2010). Uncertainty and Sensitivity Analysis of the 2010 Environmental Performance Index. *Report EUR 24269 EN*. *European Commission–Joint Research Centre*, Ispra.
- Sakia, R. M. (1992). The Box-Cox transformation technique: a review. *Journal of the Royal Statistical Society: Series D (The Statistician)*. vol. 41, n° 2, 169-178.

Schuschny, A. and H. Soto. (2009). Guía metodológica diseño de indicadores compuestos de desarrollo sostenible. Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL). Naciones Unidas, Chile.

Segnestam, L. (1999). Environmental Performance Indicators. *Environment Department Papers of the World Bank's*. Environmental Economics Series, n° 71.

Shyamsundar, P. (2002). Poverty — Environment Indicators. *Environmental Economics Series of The World Bank Environmental Department*. Paper n° 84.

Smeets, E. and Weterings, R. (1999). Environmental indicators: Typology and overview. *European Environment Agency, Technical report*. No 25.

World Bank. (2012). World Development Indicators 2012. *Development Data Group of the World Bank's Development Economics*. Washington, D.C.

Yeo, I; and Jhonson, R. A. (2000). A new family of power transformations to improve normality or symmetry. *Biometrika*. Vol 87, n° 4, 954–959.