



UNIVERSIDAD POPULAR AUTÓNOMA DEL ESTADO DE PUEBLA

**POSGRADO DE PLANEACIÓN ESTRATÉGICA Y DIRECCIÓN DE
TECNOLOGÍA**

**“SELECCIÓN DE VARIABLES PARA LA EVALUACIÓN DE LA EFICIENCIA
MEDIANTE EL ANÁLISIS ENVOLVENTE DE DATOS”**

Tesis que para obtener el grado de
Doctor en Planeación Estratégica y Dirección de Tecnología

Presenta

José Sánchez Velasco

Director de Tesis

Dr. Alberto Uriel Rivera Ortega

Coasesor

Dra. Arllene Mariana Pérez González.

Coasesor

Dr. Emmanuel Olivera Pérez

Puebla, Pue.

Marzo 2019



UPAEP – Secretaría General

Dirección General de Apoyos Académicos

Dirección del Centro de Recursos para el Aprendizaje y la Investigación.

Biblioteca Central - **Karol Wojtyla**

Tesis Digitales Restricciones de uso:

DERECHOS RESERVADOS ©

PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis está protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de textos, imágenes, gráficas, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente de donde la obtuvo mencionando el autor o autores involucrados en el documento.

Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

ÍNDICE

Resumen	VI
Abstract	IX
Capítulo 1	
1.1. Introducción	2
1.2. Marco Teórico	5
1.2.1 Análisis Envolvente de Datos	5
1.2.2. Metrología dimensional	10
1.2.2.1. Tecnología - Vernier	13
1.2.2.2. Tecnología – Ingeniería Inversa	17
1.2.2.3. Tecnología – Escáner Láser	18
1.2.2.4. Tecnología- Comparador Óptico	23
1.2.2.5. Otras Tecnologías (Proyección de Franjas)	26
1.2.3. Herramientas Estadísticas	28
1.2.3.1. Análisis de Componentes Principales	29
1.3. Objetivo General	31
1.3.1. Preguntas Detonantes de la investigación	32
1.3.2. Diseño de la Investigación	33
Referencias	34
Capítulo 2	
Aplicación del Análisis Envolvente de datos en la evaluación de la eficiencia de instrumentos de medición	39
Resumen	40
2.1. Introducción	41
2.2. Antecedentes	42
2.2.1. Instrumento de medición	42
2.2.2. Análisis Envolvente de Datos	46
2.3. Metodología	47
2.3.1. Lecturas con vernier	51
2.3.2. Lecturas con Comparador óptico	53
2.3.3. Lecturas con escáner láser	53
2.3.4. Tabla de resultados	56
2.4. Conclusiones	58
Referencias	59
Capítulo 3	
Uso de componentes Principales y DEA para evaluar organismos operadores de agua.	61
Resumen	62
3.1. Introducción	63
3.2. Antecedentes	64

3.2.1. Análisis de Componentes Principales	64
3.2.2. Análisis Envolvente de Datos	66
3.3. Metodología	67
3.3.1. Selección de variables con PCA	68
3.3.2. Modelo DEA	74
3.4. Conclusiones	77
Referencias	79
Capítulo 4	
Futuras líneas de investigación	81
4.1. Trabajos Futuros	82
Anexos:	84
Anexo 1	
Data Envelopment Analysis application in the evaluation of efficient measurement instruments.	
Anexo 2	
Use of Main Components and Data Envelopment Analysis to Evaluate the Efficiency of Water Operators.	

Índices de Tablas y Figuras:

Fig. 1 Alineación de ejes en el error de Abbe	14
Fig. 2 Desviación de escalas del Vernier	15
Fig. 3 Tipos de Calibrador de puntas	16
Fig.4 Fundamento de funcionamiento de escáner láser	19
Fig.5 Características escáner láser comerciales. Fuente: Creaform ®	27
Fig.6 Fundamento de funcionamiento proyección de franjas	27
Fig. 7 Alineación de ejes en el error de Abbe (CNM-INC-PT002).	43
Fig. 8 Muestra seleccionada de la pieza de medición.	51
Fig. 9 Protección del vernier para pruebas de lectura marca Mitutoyo	52
Fig. 10 Vernier de puntas Mitutoyo ®	53
Fig. 11 Ajuste inicial del comparador óptico	53
Fig. 12. Equipo de escáner 3D utilizado en la medición Marca Creaform ®	54
Fig. 13 Escaneo de los objetivos de referencia para el equipo escáner.	55
Fig. 14 Malla resultante del escáner 3D	55
Fig. 15 Proporción de la variabilidad explicada por cada una de las variables.	73
T1 <i>Especificaciones técnicas de equipos escáner láser.</i>	21
T2 <i>Especificaciones técnicas de equipo comparador óptico</i>	25
T3 <i>Resultados de corrida de repetibilidad según manual de la AIAG</i>	56
T4 <i>Eficiencia de resultados aplicados por técnica DEA</i>	57
T5 <i>Variables para el modelo PCA.</i>	69
T6 <i>Variables resultantes para el nuevo modelo PCA.</i>	71
T7 <i>Matriz de Correlación entre variables de insumo.</i>	73
T8 <i>Matriz de correlación acumulativa de variables de insumo.</i>	73
T9 <i>Valores obtenidos para los factores del PCA</i>	74
T10 <i>Variables consideradas como DMU de entradas y salidas.</i>	75
T11 <i>Valores para entradas y salidas del modelo DEA</i>	76
T12 <i>Resultados del modelo DEA</i>	77

RESUMEN

Este trabajo tiene como finalidad trasladar el análisis de la eficiencia organizacional de multifactores a dos casos específicos de operación. El estudio plantea un enfoque trans-disciplinario para evaluar la eficiencia mediante el Análisis Envolvente de Datos (DEA) utilizándolo en disciplinas como la metrología dimensional y la evaluación de servicios públicos. En el estudio se identifican situaciones y variables que afectan los resultados presentados por la herramienta estadística DEA al mismo tiempo que se obtienen conclusiones relevantes en la toma de decisiones con respecto a las unidades eficientes de acuerdo al caso de estudio. La incorporación de esta herramienta estadística a los ambientes de trabajo que se describen en los capítulos siguientes, especialmente en el caso del sector metrológico, se justifica por la carencia de este tipo de estudios en el sector industrial de América Latina. En base a esta carencia se plantean variables de selección para el análisis de eficiencia de manera concreta para los casos de estudio mostrados en capítulos posteriores.

El primer capítulo es una introducción a un marco teórico y contextual que sirve de referencia sobre el modelo estadístico DEA principalmente obtenido bajo los trabajos de (Cooper, Seiford, & Tone, 2006) y (Joro & Korhonen, 2015), los cuales exponen las ventajas de la aplicación del DEA para diferentes entornos caracterizados por la poca similitud entre las entidades de operación que serán evaluadas. Incluye este primer capítulo un resumen de las variables que se incorporarán al modelo estadístico así como de las condiciones y generalidades de los ambientes en los que se realizó el trabajo. Este primer capítulo también

expone las preguntas detonantes de la investigación; ¿cuál es el proceso de caracterización de las variables que se incluyen en un análisis de eficiencia?

En la intención de dar solución a esta pregunta fundamental se postulan 2 casos de trabajo de investigación que se afrontan desde el razonamiento de elegir mediante métodos estadísticos las variables que se incluyen en un modelo DEA. Si bien el primer objetivo consistió en el análisis de la selección de variables, el segundo objetivo intentó explicar los resultados de la aplicación del DEA de tal forma que los resultados debieron traducirse a la toma de decisiones sobre las entidades eficientes resultantes. Estos objetivos se han contrastado de manera empírica tal y como la evidencia fotográfica muestra en particular para el caso de tecnologías de instrumentos metrológicos dimensionales.

En este sentido, los capítulos centrales de este documento son el resultado de dos trabajos publicados en el último año. El capítulo Segundo está referenciado al anexo 1 *“Data Envelopment Analysis application in the evaluation of efficient measurement instruments”* (Vol. 5 No.1 IJRDO ISSN:2455-6653) mientras que el capítulo tercero tiene referencia al anexo 2 *“Use of Main Components and Data Envelopment Analysis to Evaluate the Efficiency of Water Operators”* (Vol. 4 No.5 2018 IJRDO ISSN:2455-6653). El grado de especialización de cada uno de los capítulos se respalda por información de campo y el análisis situacional exigido en el proceso de publicación de tal forma que el proceso de caracterización de variables se particulariza para los ambientes detallados en los capítulos mencionados.

El segundo capítulo postula trabajos de caracterización del modelo DEA bajo la selección de variables de tecnologías suplementarias, este capítulo es referenciado en la publicación de la sección de anexos. La selección de variables que se propone representa un enfoque contrastante al obtenido por la discriminación estadística. Este análisis explica las ventajas del modelo DEA en la toma de decisiones de selección de tecnología cuando los instrumentos son completamente distintos en sus características.

El tercer capítulo postula los trabajos de caracterización del modelo de eficiencia para la selección de variables de organismos operadores de agua. Esta caracterización recoge las variables que son arrojadas por un estudio de componentes principales mediante un proceso de discriminación de numerosas variables que funcionan como indicadores del sector hídrico. La importancia de este trabajo en concreto se ve reflejada bajo el contexto ambiental que representa un punto crítico en el desarrollo social de América latina.

A pesar de que el tema de análisis de eficiencia presenta fronteras del conocimiento complejas y extensas, este trabajo contribuye teórica y empíricamente para la adopción de herramientas estadísticas especializadas en entornos diversos, más aún, este trabajo propaga el interés por incorporar nuevas y distintas herramientas estadísticas hacia ambientes típicamente poco explorados por métodos analíticos. Futuros estudios deberán enfocarse en la optimización de las entidades identificadas como no eficientes y proponer acciones de mejora.

ABSTRACT

The purpose of this work is to transfer the analysis of the organizational efficiency of multifactors to two specific cases of operation. The study proposes a trans-disciplinary approach to assess efficiency through Data Envelopment Analysis (DEA), using it in disciplines such as dimensional metrology and the evaluation of public services. The study identifies situations and variables that affect the results presented by the statistical tool DEA at the same time that relevant conclusions are obtained in the decision making regarding the efficient units according to the case study. The incorporation of this statistical tool into the work environments that will be explained in the following chapters, especially in the case of the metrological sector, is justified by the lack of this type of studies in the industrial sector of Latin America. Based on this lack, selection variables are proposed for the analysis of efficiency in a concrete way for the case studies shown in later chapters.

The first chapter is an introduction to a theoretical and contextual framework that serves as a reference on the statistical model DEA mainly obtained under the works of (Cooper, Seiford, & Tone, 2006) and (Joro & Korhonen, 2015), which expose the advantages of the application of the AED for different environments characterized by the little similarity between the operating entities that will be evaluated. This first chapter includes a summary of the variables that will be incorporated into the statistical model as well as the conditions and generalities of the environments in which the work was carried out. This first chapter also

exposes the research triggers; What is the characterization process of the variables that are included in an efficiency analysis?

In the intention to give a solution to this fundamental question, 2 cases of research work are posited that are addressed from the reasoning of choosing the variables included in the DEA model by means of statistical methods. Although the first objective consisted in the analysis of the selection of variables, the second objective tried to explain the results of the application of the DEA in such a way that the results had to be translated into the decision making about the resulting efficient entities. These objectives have been tested in an empirical manner, as photographic evidence shows in particular for the case of dimensional metrological instrument technologies.

In this sense, the principals chapters of this document are the result of two works published in the last year. Second Chapter is referenced to annex 1 “Data Envelopment Analysis application in the evaluation of efficient measurement instruments” (Vol. 5 No.1 IJRDO ISSN:2455-6653) while the third chapter has referenced to annex 2 “Use of Main Components and Data Envelopment Analysis to Evaluate the Efficiency of Water Operators” (Vol. 4 No.5 2018 IJRDO ISSN:2455-6653). The degree of specialization of each of the chapters is supported by field information and the situational analysis required in the publication process in such a way that the characterization process of variables is particularized for the environments detailed in the aforementioned chapters.

The second chapter postulates characterization works of the DEA model but under the selection of supplementary technologies variables. The selection of variables proposed represents a contrasting approach to that obtained by statistical discrimination. This analysis explains the advantages of the DEA model in the decision making of technology selection when the instruments are completely different in their characteristics.

The third chapter postulates the characterization work of the efficiency model for the selection of variables of water operators. This characterization includes the variables that are thrown by a study of main components through a process of discrimination of numerous variables that act as indicators of the water sector. The importance of this work in particular is reflected under the environmental context that represents a critical point in the social development of Latin America.

Although the issue of efficiency analysis has complex and extensive knowledge frontiers, this work contributes theoretically and empirically to the adoption of specialized statistical tools in diverse environments, and this work spreads interest in incorporating new and different statistical tools. Towards environments typically little explored by analytical methods. Future studies should focus on the optimization of the entities identified as not efficient and propose improvement actions.

CAPITULO 1

INTRODUCCIÓN

1.1 INTRODUCCIÓN

Las condiciones de competitividad se analizan desde dos perspectivas principales; el enfoque macroeconómico referido a una nación, y el enfoque microeconómico que atañe al sector de la empresa, en ambos el análisis de la competitividad pretende identificar primero los factores que determinan dicha posición competitiva y en segundo término las acciones que conducen a lograr una posición competitiva ventajosa (GUzmán & Abortes, 1993). Para la competencia entre negocios la innovación es un factor esencial para obtener una posición competitiva (Davis, 2013) por lo que en este sentido las bases del conocimiento y capacidades organizacionales son los factores que mejor explican la acumulación de capacidades de innovación (Bell & Figueredo, 2012), más aún, en los trabajos de Burgos (2010) y Teece (2010) se establece un vínculo de innovación-desarrollo como factor de la eficiencia de las entidades macro y microeconómicas. Dado que la eficiencia se presenta como un indicador de la competitividad de las organizaciones, dicha competitividad tiene un enfoque que se orienta a reducir ciclos de desarrollo de producto, aprovechar la tecnología existente y administrar los recursos limitados presentes en las organizaciones generando metodologías con análisis de criterios múltiples con la finalidad de mejorar la competitividad estratégica (Augusto, 2005). El desarrollo de una organización considera la forma en que la industria ha evolucionado y a su vez depende de la forma en la que evolucionan las herramientas y los sistemas asociados a los métodos de trabajo (Segonds, Maranzana, Verón y Aoussat, 2011), esta evolución también involucra las herramientas de optimización de las operaciones mediante la gestión de datos, por ejemplo Lipovatz, D., Mandaraka,

M., & Mourelatos, A. (2000) aplican un análisis canónico para correlacionar las variables de la productividad del trabajo con otras variables relacionadas con el concepto de competitividad.

El desglose de la competitividad se particulariza para llegar al concepto de eficiencia de la cual Fuente, Berné, Pedraja, & Rojas (2009) realizan un listado de las definiciones pertinentes pasando desde el rendimiento de las organizaciones en términos de resultados económicos hasta llegar a una medida total de eficiencia económica integrada por la eficiencia técnica combinada con la eficiencia asignativa. La primera eficiencia se obtiene por la relación de las máximas salidas posibles de una organización dadas las entradas al sistema de trabajo, la segunda eficiencia refleja la capacidad de una organización para optimizar los insumos dados los respectivos precios (Fuente, Berné, Pedraja, & Rojas , 2009) La productividad a su vez se define en relación al grado de eficiencia en que los insumos se convierten en productos capaces de proveer un valor para los consumidores que a su vez se traducen en resultados económicos (Grönroos & Ojasalo, 2004). Toda vez que se ha contemplado el concepto de eficiencia toca ahora ahondar en las condiciones y los factores que se requieren para estimar el nivel de eficiencia de las organizaciones.

El nivel de eficiencia en las organizaciones se obtiene por la evaluación del proceso de optimización a partir de las variables de la organización, sin embargo existe un inconveniente generalizado que se presenta cuando es necesaria más de una medida de desempeño para conocer el nivel de eficiencia, inconveniente que se acentúa cuando precisamente entre medidas de desempeño existe conflicto; la solución a este tipo de problemas no se concentra en obtener una

única solución óptima, sino en crear un conjunto de soluciones favorables llamado frontera eficiente (Sanchez, Villareal, & Cabrera, 2008). Aunado a este conflicto existe la problemática de la cantidad de datos que se manejan al tener un considerable número de variables. Para encontrar esta frontera eficiente una técnica no paramétrica es el método de Análisis Envolvente de Datos (DEA) que muestra la relación máxima de los productos (outputs) dados sus insumos (inputs) y donde las Unidades Medidas (DMU's) que se encuentren por debajo de esta frontera tienen la misión de elevar sus productos, o reducir sus insumos, dando lugar a la llamada orientación a outputs o a inputs que es característica de la herramienta DEA. La intención de utilizar DEA es la condición de requerir menos especificaciones técnicas al considerarse una técnica No paramétrica. En este contexto, este trabajo pretende abordar el análisis de eficiencia mediante la forma en que se seleccionan las variables que proveen los datos del rendimiento de las organizaciones. La revisión de la literatura muestra condicionantes y lineamientos en la aplicación de la herramienta estadística utilizada, ahondando en sus bondades y explicando las consecuencias de sus debilidades, sin embargo no existen trabajos en los que el enfoque se dirija hacia la selección de variables en los campos específicos de la metrología dimensional y sector hídrico.

1.2. MARCO TEÓRICO.

1.2.1. ANÁLISIS ENVOLVENTE DE DATOS (DEA)

El Análisis Envolvente de Datos es una herramienta de la estadística no paramétrica que trabaja con observaciones que transforma en valores de frontera, dichos valores representan los rendimientos de las entidades que son evaluadas (Cooper, Seiford, & Tone, 2006).

El DEA es resultado del trabajo de Farrell (1957) al involucrar todos los recursos empleados (inputs del sistema) con lo que se determinaron 3 supuestos fundamentales: 1.- Las empresas operan bajo condiciones de rendimientos constantes a escala. 2.- El incremento en el input por unidad de output de un factor da como resultado una baja eficiencia. 3.- La función de producción eficiente puede conocerse. (Coll Serrano & Blasco Blasco, 2006)

El DEA es una herramienta adecuada para medir el desempeño de organizaciones (entidades) que aunque presentan condiciones similares de operación también cuentan con diferencias significativas en los recursos de entrada y salida de los procesos organizacionales de tal forma que el DEA compara cada una de las propuestas de evaluándolas mediante índices o indicadores de desempeño y presentando las entidades que resultan ineficientes en comparación con las entidades con valores en la frontera eficiente (Buitrago, Palacio, Britto, & Adarme, 2016). A este concepto conviene incluir la definición de Zhu (2015) considerando al DEA como una orientación de datos con enfoque a la evaluación del rendimiento de las entidades con un desempeño categorizado en múltiples métricas que a su vez se catalogan como insumos y productos.

El DEA tiene la ventaja de comparar tecnologías que no son comparables en igualdad de condiciones basados en la definición de valores como límites de frontera debido a considerarse una herramienta no paramétrica que permite medir la eficiencia relativa de unidades de medición (DMU) estableciendo una frontera y que a su vez genera un índice para cada una de las DMU que es proporcional a la distancia con la frontera eficiente. (Cooper, Seiford, & Tone, 2006). Bajo esta idea puede adoptarse como ventaja para el DEA la capacidad de comprimir información en el uso de diferentes insumos para ilustrar el grado de eficiencia, sin embargo esta habilidad del DEA para combinar “peras y manzanas” y presentar un solo resultado no siempre es una ventaja ya que una selección incompleta o incluso errónea de las variables que caracterizan el proceso de evaluación tiene como consecuencia un resultado posiblemente sesgado (Zhu, 2015)

Son 3 conceptos de eficiencia los que se encuentran involucrados en este documento; La eficiencia Técnica que se considera la capacidad que posee una unidad para llegar al valor máximo de productos (outputs) a partir de los insumos del sistema (inputs). (Coll Serrano & Blasco Blasco, 2006) En la eficiencia técnica hay un interés primario en buscar que los recursos sean eficientemente usados para producir productos sin importar si se elaboran los productos correctos (Zhu, 2015). La eficiencia Asignativa o eficiencia precio es entendida como la capacidad que tienen las entidades para usar distintos insumos un esquema de trabajo optimizado dados los precios relativos. Finalmente la eficiencia global o

eficiencia económica es el resultado del producto de la eficiencia técnica y la eficiencia precio (Coll Serrano & Blasco Blasco, 2006)

A diferencia de técnicas como el AHP (Proceso de Análisis Jerárquico) el DEA no requiere, dada su característica de método no paramétrico, asignar pesos cualitativos a las entradas y salidas de los procesos de las organizaciones (Buitrago, Palacio, Britto, & Adarme, 2016), sin embargo en un modelo DEA es conveniente poseer una capacidad de discriminación de las entidades evaluadas, ya que se debe garantizar que las alternativas generadas para las entidades evaluadas sean suficientemente discriminantes como para definir las entidades eficientes que funcionarán como puntos de referencia llamadas también benchmarks. En este sentido las entidades evaluadas también llamadas DMU's deben ser suficientemente homogéneas para permitir su comparación pero también suficientemente heterogéneas para obtener información de distinción, así como ser un número suficiente para no limitar la capacidad discriminatoria (Pino-Mejías, Solís-Cabrera, Delgado-Fernández, & Barea-Barrera, 2010)

Siguiendo la idea de las condiciones homogéneas que se requieren para la ejecución del DEA se suma el concepto de holgura de las unidades eficientes, el cual se explica como la diferencia en términos de eficiencia que existe entre una DMU considerada como eficiente en contraste con las DMU's consideradas como ineficientes, ésta medición de ineficiencia es fundamento del aspecto de mejora continua de la organización ya que la tabla de cálculo del DEA provee de manera clara los valores y la dirección que separan a una DMU ineficiente de aquella que no lo es (Zhu, 2015).

En secuencia a la descripción de los conceptos fundamentales del DEA prosigue las aplicaciones que esta herramienta conduce. En los últimos años se realizan cada vez con mayor frecuencia estudios relacionados con la selección de tecnología en manufactura y servicios utilizando el modelo DEA por considerar factores cualitativos y cuantitativos de manera simultánea (Gholam & Ali, 2012). Los modelos DEA se integran ahora con aplicaciones de disciplinas administrativas para minimizar las desventajas mutuas de las herramientas en cuestión, por ejemplo Gholam & Ali (2012) combinan DEA y AHP para integrar métodos de evaluación de manufactura celular justificando con la inclusión de otra técnica las desventajas que el DEA pudiera presentar. De la misma forma en el contexto de microfinanzas se realizó un estudio que combina DEA y SFA (Análisis de Frontera Estocástica) bajo el interés de explicar el rol de la eficiencia en base a los objetivos sociales y microfinancieros (Fall, Al-Mouksit, & Harouna, 2018).

Aunque existe abundancia en la investigación de modelos DEA, características y aplicaciones, según Golany & Roll (1989) la literatura tiende hacia investigaciones distintas al estudio de factores que son influencia en el modelo DEA y en la eficiencia estimada. La discrepancia en los estudios de eficiencia depende de las variables usadas y el primer reto en la selección de variables consiste en caracterizar con la mayor precisión posible el proceso de transformación de las DMU para su discriminación (Fall, Al-Mouksit, & Harouna, 2018). Los métodos de selección de variables se basan en el ordenamiento de variables de ingreso y salida del proceso con la idea de considerar sólo aquellas variables que favorecen la relación causal en los modelos DEA al poseer un alto

grado de correlación, sin embargo la literatura carece de trabajos donde explícitamente el número de DMU's sea mucho mayor que las variables disponibles, involucrando un tratamiento diferente de las variables que deban utilizarse en el análisis de eficiencia sin provocar que todas las entidades evaluadas aparezcan como eficientes debido a un bajo nivel discriminatorio del modelo (González-Araya & Valdés, 2009). En este sentido los modelos clásicos del DEA priorizan la selección de variables a partir de un conjunto común de insumos y de productos pero al mismo tiempo que pretenden para los modelos DEA incluir todos o la gran mayoría de los productos resultantes de los procesos de la organización también de manera simultánea buscan reducir la utilización de insumos, esta estrategia genera la aparición de outputs (salidas) no deseables e incluso nocivos para los resultados de la ejecución del modelo (Contreras & Mármol , 2002).

Siguiendo el tema de selección de variables se presenta una idea central de este documento: la utilización de herramientas y técnicas estadísticas que respalden la inclusión en el modelo DEA de las variables input- output que mejor representen la situación de trabajo de las organizaciones (Heinze & Dunkler, 2017). Estudios de estadística multivariada con herramientas como Análisis de Componentes Principales (ACP), Análisis clúster y Análisis de Regresión entre otras herramientas estadísticas proveen de la oportunidad de complementar, filtrar y realizar experimentos con las variables incluidas como inputs y outputs en el sistema de evaluación. La intención de construir modelos multivariados es entender las relaciones de predicción de aquellas variables que demuestran estadísticamente al menos mínimos niveles de asociación, no obstante que la

literatura propone reducir a menos de 10 eventos por variables ésta condición se plantea como un mito de trabajo (Heinze & Dunkler, 2017)

1.2.2. Metrología dimensional

La metrología es la ciencia que estudia las mediciones realizadas bajo diferentes aspectos; la metrología dimensional trata sobre el estudio de los elementos y las técnicas que incluye un sistema de medición específicamente sobre magnitudes lineales y angulares (Zeleny y González, 1998). El pleno entendimiento de los sistemas de medición incluyen el proceso de medición, el vocabulario por el que se estandarizan los conceptos a utilizar, la trazabilidad del sistema y el historial estadístico cuando es necesario, estos elementos metrológicos son fundamentales en la correcta fabricación de piezas de manufactura (Moncarz, 2002).

Un sistema de medición dimensional se evalúa en lo técnico mediante elementos estadísticos por medio de las llamadas medidas de tendencia central y las medidas de dispersión por las cuales se puede cuantificar objetivamente la variación de la localización del elemento medido considerando para los resultados obtenidos la exactitud, sesgo, estabilidad, linealidad, la variación de la amplitud que incluye la precisión, repetibilidad, reproducibilidad, sensibilidad y consistencia del sistema de medición, y finalmente la variación de los Sistemas que consideran la habilidad, el desempeño y la incertidumbre (AIAG, 2010). Alrededor de estos componentes existe la perspectiva por la que la metrología dimensional se divide en dos partes principales; la tolerancia y el dimensionamiento geométrico y los procesos de inspección en general (Moncarz,

2002). En este sentido el objetivo de un sistema de medición será encontrar el valor verdadero en teoría y en la práctica será el de disminuir la incertidumbre para acercarse al valor verdadero (AIAG, 2010). Cuando este valor verdadero es comparado con una magnitud medida se habla entonces del error de medición, que a su vez se desprende del concepto de error como la diferencia que resulta de una medición menos el valor verdadero o nominal de la magnitud medida, a su vez un procedimiento de medición será el conjunto de operaciones teóricas y prácticas involucradas en la realización de mediciones de acuerdo a un método establecido (Decanini, 1996)

Los errores en las mediciones surgen debido a la imperfección de los sentidos, de los medios, de la observación, de las teorías que se aplican, de los aparatos de medición, de las condiciones ambientales y de otras muchas causas. El segundo capítulo del libro “Errors in practical Measurement in Science, Engineering, and Technology” de Austin Barry (1991), menciona una minuciosa descripción de los conceptos elementales que giran alrededor de los errores en la medición. Puede considerarse que de una medición realizada surge una estimación final, la cual tendrá el inconveniente de los dígitos adecuados para presentar un resultado válido. La estimación final puede resultar también de varias concepciones del valor nominal, las cuales no siempre coinciden de manera exacta, por lo que es común el uso de un promedio como mejor valor logrado. Este proceder puede ser engañoso ya que si bien el método de obtener promedio minimiza diferencias, en realidad no puede decirse que este valor represente con plena convicción al valor nominal (Moncarz, 2002).

En el manual del análisis del Sistema de Medición de la Automotive Industry Action Group (2010) se alude la diferencia entre el concepto de error con el de equivocación y el de discrepancia. Para el concepto de equivocación debe atenderse nociones como descuido por parte del observador mientras que la discrepancia se refiere a la diferencia entre dos o más mediciones de una cantidad que se origina al no ser tan cuidadosos en las observaciones.

El manual de la AIAG referido soporta sus líneas en la experiencia y conocimiento en el sector automotriz que es uno de los sectores tecnológicamente más avanzados, bajo este respaldo es que se adopta para los llamados errores sistemáticos en el proceso de medición la división del error por las siguientes causas:

- a. Error Natural: ocasionados por fenómenos naturales, inherentes a cualquier proceso de medición, por ejemplo la variación en la humedad del ambiente o el cambio de temperatura de un día a otro.
- b. Error por instrumento: sobre todo al entender que todos los instrumentos son hechos en condiciones no perfectas por la misma imperfección de su construcción y ajuste se tendrán lecturas no perfectas.
- c. Errores de personas: este apartado se concentra en las limitaciones físicas, en los hábitos del observador, el método utilizado, etc.

Retomando el concepto del proceso de medición se incluye en el objeto de estudio los instrumentos y equipos que harán la parte vital de este proceso que es la medición en sí, se han tomado los 3 productos más distintivos del contexto debido a la frecuencia de su uso en ambientes productivos, en este caso serán el estudio del vernier, el escáner láser y la herramienta de proyección de franjas.

1.2.2.1. Tecnología Vernier

La escala vernier se atribuye al portugués Petrus Nonius y la actualización de incorporar una escala deslizante a Pierre Vernier lo que permite en la versión tradicional obtener tres tipos de mediciones de longitud: exteriores, interiores y de profundidad (Zeleny y González, 1988). El vernier para su operación posee una escala principal en milímetros y una escala adicional en pulgadas lo que le permite realizar lecturas con aproximación de hasta 0.02 mm en el sistema internacional y de 1/128 o 0.001 pulgadas en el sistema inglés (Producción, 2007). Para la calibración del instrumento se emplean bloques patrón individuales que calibran tanto la escala principal como la escala vernier.

La estructura del instrumento tiene una forma L con guías deslizantes que contienen la escala de lectura y la escala vernier o en algunos modelos esta escala se reemplaza por una carátula de medición. Las mordazas de medición deben hacer contacto firme con la superficie a medir sin ejecutar presión excesiva porque afecta el resultado de la medición, de tal forma que la mordaza fija funcione solo como elemento de referencia mientras la mordaza deslizante logra el contacto con la pieza (Producción, 2007). La revisión de literatura de esta herramienta nos arroja dos errores principales que deben considerarse en la operación y descripción de esta herramienta.

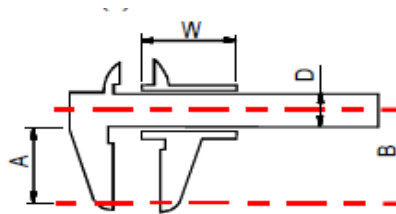
Error de Abbe.

La Publicación Técnica CNM-INC-PT002 del CENAM describe el llamado error de Abbe como la holgura que existe entre las superficies que recorren la escala

del vernier; esta holgura produce un error de lectura que puede cuantificarse sobre la línea de medición, la expresión del error de Abbe (E) es la siguiente:

$$E = A * \frac{Huelgo}{W} \quad \text{Ec. (1)}$$

Fig. 1 Alineación de ejes en el error de Abbe (CNM-INC-PT002 del CENAM)

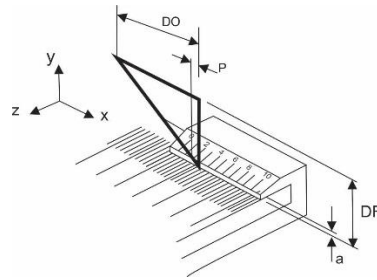


El error de Abbe establece alinear los ejes de medición del instrumento con un eje imaginario, si es preciso, de la pieza de la que se toma la lectura. Si se logra una alineación como la descrita puede hablarse de una exactitud máxima, sin embargo los verniers no poseen las condiciones para eliminar este error

Error de Paralaje.

Existe un error de paralaje porque no coinciden las escalas del vernier, cada una se encuentra en el frente de dos guías, de las cuales una es movable, sin embargo, traslada este efecto de manera directa a las puntas del vernier. Bien puede decirse de este error como algo inevitable, porque la construcción de un vernier se fundamenta en un engranaje por el cual una guía corre bajo ciertas restricciones de relación de posición con respecto a otra guía principal (CNM-INC-PT002)

Fig. 2 Desviación de escalas del Vernier (CNM-INC-PT002 del CENAM)



Donde:

--Do corresponde a la distancia frontal considerando el ojo del quien toma la lectura.

--P = al paralelismo que existe como diferencia de la ubicación del ojo humano y la escala del instrumento

--DF = es la distancia vertical desde la escala de graduación del instrumento y la posición del ojo del lector

--a = es el grosor en la construcción de la escala de graduación del instrumento versus las líneas guía del instrumento

Zeleny (1995) menciona la habilidad del ojo para obtener lecturas con respecto a las limitantes de reconocimiento de datos, de agudeza visual y poder de resolución:

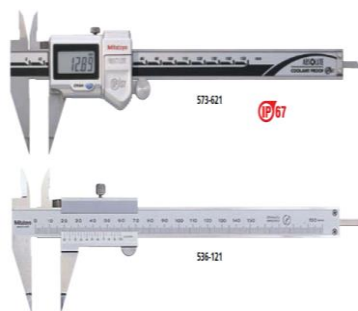
- Por reconocimiento se habla de la habilidad para identificar la forma de un cuerpo.
- La agudeza visual será la agilidad de saber que existe un objeto en el rango de visión, aun cuando no se percate de la forma exacta.

- La resolución será entonces la capacidad de separar objetos que se encuentran en apariencia unidos aun cuando no lo estén.

En el error de paralaje la posición del ojo del operador es muy importante, por ejemplo cuando los dos ojos se utilizan para tomar la lectura, se sabrá que por lo menos uno tendrá el efecto de paralaje. Ya sea que se corra la vista a la derecha o izquierda existe una variación que se relaciona con la altura de los planos no coincidentes dentro del mecanismo frontal del instrumento. Este tipo de error se puede minimizar si es que la altura (con nomenclatura de “a” en la figura 5), que separa cada una de las escalas fija y móvil del calibrador se reduce hasta incluso el caso hipotético de volverse cero.

Existen en el sector comercial diversos catálogos electrónicos e impresos que contienen distintos modelos de vernier, las necesidades específicas de medición han generado características particulares en el diseño y utilidad de los calibradores, para este trabajo y dadas las características de la pieza utilizada se presenta la imagen del calibrador que se utilizó tomado del catálogo de la empresa Mitutoyo ®.

Fig. 3 Tipos de Calibrador de puntas.



Fuente: catálogo Mitutoyo 2016

1.2.2.2. Tecnología de Ingeniería Inversa

En la actualidad los procesos organizacionales se sustentan en software de tipo complejo dadas las necesidades para las que han sido creados, los productores de este tipo de tecnología requieren cada vez más nuevas funcionalidades que representen valor agregado al producto (Monroy, 2013) esta nueva funcionalidad ha llevado a la utilización de disciplinas de diseño de producto y de herramientas para procesos. La necesidad de optimizar el diseño del producto ha conducido al desarrollo de herramientas y ambientes llamados de ingeniería Inversa (Curtis, Harston, & Mattson , 2011) La ingeniería inversa es una disciplina enfocada en la reconstrucción de documentación a nivel de diseño manteniendo la trazabilidad de los elementos que lo conforman, los grandes retos de la ingeniería inversa son la trazabilidad, la coexistencia del sistema y el aprendizaje de la ingeniería del software (Monroy, Arciniegas, & Rodríguez, 2012)

Por su parte y citando a Rajic y Desnica (2015) la ingeniería inversa se define como el proceso de obtención de una geometría modelo CAD y 3D mediante diferentes elementos, el estudio que se desarrollará en este trabajo será el de sistemas ópticos sin contacto en la medición como es el caso del escáner láser de 3D que representan una alternativa a las máquinas de medición por coordenadas (CMM) siendo estas últimas las de mayor precisión y exactitud en la actualidad. Los métodos de Ingeniería inversa de CMM requieren un conocimiento avanzado previo de la pieza para especificar lo cual se presenta como una desventaja ante técnicas de no-contacto. Los sistemas híbridos parecen seguir siendo una mejor opción al permitir que un tipo de sistema guíe al otro. Sin embargo tanto los sistemas híbridos como los sistemas puros de

ingeniería inversa requieren una metodología propuesta para su aplicación en la que se debe considerar en orden cronológico: 1) Conocimiento preliminar del objeto de referencia, 2) Diseño de un plan de investigación, 3) Investigación del objeto de referencia 4) Síntesis de la información y generación del modelo B, 5) Caracterización del modelo creado y 6) Utilización del modelo B (Jiménez, y otros, 2010)

En este sentido el estudio de la ingeniería inversa según Li, y Peter (2014) resulta interesante en la medida en que ninguna investigación ha proporcionado un método para manejar eficientemente los datos de medición integrados para mejorar la precisión de la medición.

1.2.2.3. Tecnología Escáner Láser

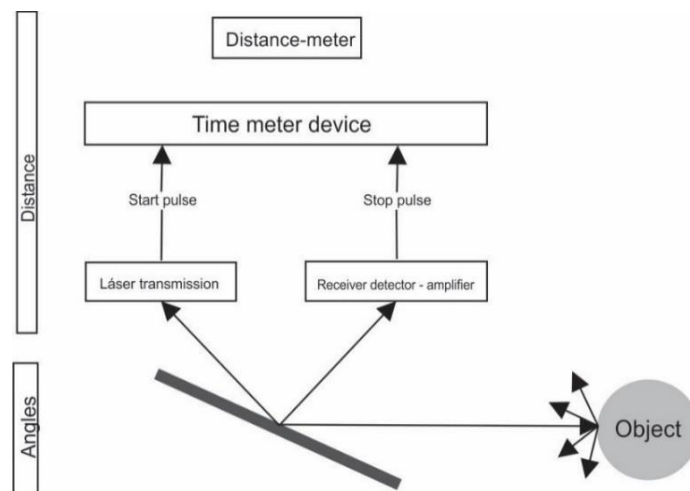
La tecnología de escáner láser permite en un corto tiempo adquirir con un alto nivel de detalle el relieve geométrico del objeto que es escaneado. Cuando la luz láser emitida por un equipo es reflejada sobre el objeto es posible crear construcciones en 3 dimensiones y transferirlos mediante un software a un sistema con mayor posibilidad de uso (Gabriele, Michele, Giuseppe, 2014)

Lo que puede destacar en la tecnología de escaneo láser es la versatilidad de este tipo de instrumentos para adaptarse a las condiciones de medición, la eficacia de un láser es la precisión con la que se capturan elementos en un contexto limitado donde para otras herramientas sería difícil no solo tomar logar un registro exacto, sino simplemente obtener una lectura, por esta razón los métodos de escaneo por tecnología láser son áreas de estudio clasificadas en los llamados escaneo horizontal-vertical, horizontal-lateral, vertical-lateral y el

escaneo vertical-lateral-acostado (Velázquez, 2005). El uso de la técnica láser para medición permite aprovechar la enorme cantidad de información que se traducen como una nube de puntos y que se refleja en un detalle de alto nivel del objeto que se quiere representar, sin embargo la misma gran cantidad de información vuelve tardado el procesamiento de imágenes, de tal forma que no cualquier equipo de cómputo puede considerarse apto para este tipo de trabajo (García-Gómez, Fernández de Gorostiza y Moraza, 2011)

El principio básico de funcionamiento del escáner láser es soportado en dos elementos, mientras un mecanismo se encarga de medir la distancia hasta donde llega el rayo láser el otro mecanismo se encarga del barrido de la luz láser sobre el cuerpo que se escanea (García-Gómez, Fernández de Gorostiza, & Mesanza Moraza, 2011).

Fig.4 Fundamento de funcionamiento de escáner láser



Fuente: García-Gómez, Fernández de Gorostiza, & Mesanza Moraza, 2011

Existen escáneres que obtienen una dimensión a partir del contar el tiempo en que el pulso láser es reflejado sobre la superficie de escaneo. El resultado del escaneo por láser es la generación de una nube de puntos organizados de acuerdo a un sistema simple de coordenadas, en algunos equipos la referencia de origen se encuentra en el centro del equipo de tal forma que los puntos obtenidos mediante el escaneo están posicionados dentro de un sistema tridimensional.

La resolución y la exactitud son variables que deben considerarse en la operación de un equipo láser, por exactitud se adopta la cualidad de un equipo para obtener un valor verdadero, pero por la resolución se debe entender que el equipo consumirá más recursos del equipo informático para presentar en mejor detalle la nube de puntos escaneado, si bien es cierto que la resolución en un equipo de este tipo puede mejorar, esta variable no tiene relación con la idea de que un equipo láser con más resolución posea mayor exactitud (Benjumea, 2018).

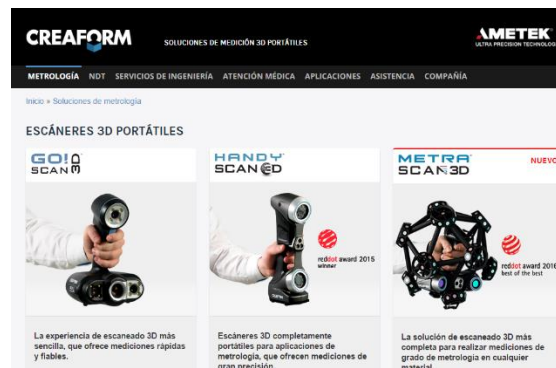
Las especificaciones técnicas tomadas del portal de la empresa canadiense Creaform comparan dos tipos de escáner láser:

Tabla 1.
Especificaciones técnicas de equipos escáner láser.
Fuente: Creaform ®

	Handy Scan 300	Handy Scan 700
Precisión	Hasta 0.040 mm	Hasta 0.030 mm
Precisión Volumétrica	0.020 mm + 0.100 mm/m	0.020 mm + 0.060 mm/mm
Resolución	0.100 mm	0.050 mm
Velocidad de medición	205 000 mediciones	480 000 mediciones /s
Fuente de luz	3 Cruces láser	7 Cruces láser
Tipo de láser	2 M (Seguro para la vista)	
Área de escaneado	225 x 250 mm	275 x 250 mm
Distancia de seguridad	300 mm	
Profundidad de campo	250 mm	
Tamaño de las piezas (recomendado)	0.1 – 4 m	
Software	VX elements	
Formatos de salida	.dea, .fbx, .ma, .obj, .ply, .stl, .txt, .wrl, .x3d, .x3dz, .zpr	
Software compatible	3D Systems, InnovMetric Software, Dassault , PTC, Siemens, Autodesk.	
Peso	0.85 kg.	
Dimensiones	77 x 122 x 294 mm	

Existen a su vez otros modelos de escáner que son compatibles con un uso similar en términos de precisión, portabilidad y generación de nubes de puntos.

Fig.5 Características escáner láser comerciales. Fuente: Creaform ®



Las condiciones que poseen este tipo de equipos láser de acuerdo a la revisión del estado del arte se pueden dividir en cuatro grandes áreas:

- La precisión que aplica a condiciones de metrología de alto nivel al caer en un rango de 30 micras (0.030 mm) bajo una resolución de 50 micras (0.050 mm) con un certificado de trazabilidad y repetibilidad respaldado por certificadoras. Esta precisión opera en condiciones reales del entorno, es decir, no es necesario utilizar condiciones y/o laboratorios de condiciones controladas, tal vez en este tipo de ventaja de precisión la mayor ventaja sea el no requerir una instalación fija y no requerir un proceso complejo y extenso de la calibración.
- La portabilidad del equipo lo convierte en un dispositivo independiente que al contar con poco más de 1 kg de peso permite la digitalización sobre la marcha.
- La velocidad de la medición marca un valor de fábrica de 480 000 mediciones por segundo, en el caso de escanear puntos críticos de control tales como barrenos, ejes de operación o planos de referencia prácticamente se forma una película de la geometría del objeto, la velocidad de este equipo no solo incluye el escaneo de la pieza sino también la manipulación de los datos pasándolos de un ambiente CAD a un ambiente de ingeniería inversa sin necesidad de llevar a cabo un procesamiento adicional.
- La simplicidad del equipo se refiere a la configuración, la versatilidad de tomar cualquier objeto de cualquier tamaño, material o color para

escanearlo sin la necesidad de invertir grandes recursos de tiempo, conocimiento o capacidad para que el usuario pueda operarlo a un nivel eficiente.

1.2.2.4. Tecnología de comparador óptico

Uno de los equipos más utilizados en el sector industrial es el comparador óptico o también llamado proyector de perfiles porque es un equipo que posee las características de fácil operación, visualización ampliada de piezas pequeñas y flexibilidad en la incorporación de complementos tecnológicos tales como contadores angulares y captura en base de datos computacionales (Gonzalez & Zeleny, 1995). Los comparadores ópticos se clasifican de acuerdo a la posición de la iluminación de proyección pudiendo ser comparadores horizontales, verticales ascendentes y verticales descendentes, la razón de elegir entre los diferentes tipos existentes recae en el proceso de medición de la pieza, en este sentido el comparador óptico es útil cuando las piezas presentan zonas de difícil acceso para otros instrumentos o bien no se poseen puntos de referencia dentro de la pieza por ejemplo radios de pequeñas dimensiones o acabados de perfiles en forma de chaflán (Diaz, 2010).

En este equipo el uso de la iluminación está vinculado con la aparición de errores de dimensión al considerar los tipos de contraste que permite cada uno de los diferentes tipos de equipos (Gonzalez & Zeleny, 1995). La preparación de la medición inicia con la fijación de la muestra para evitar posibles riesgos de movilidad y con la verificación de la posición de referencia de la pantalla, sobre

ésta pantalla existen líneas perpendiculares que son la referencia de las mediciones y en la mayoría de los casos están vinculadas a tableros digitales que muestran las coordenadas de referencia en los planos X,Y o bien en el equivalente de ángulos, el proceso de preparación termina una vez que la imagen de la pieza se alinea con alguna de las líneas de referencia y se ingrese el valor cero en el origen de coordenadas del tablero, por ejemplo en el caso de medición de roscas, la pieza a examinar debe orientarse de tal forma que el eje óptico coincida con la tangente de la hélice, la obtención de una imagen nítida es el criterio de aprobación para iniciar con las mediciones (Diaz, 2010). La medición angular es también una de las ventajas de este equipo ya que posee una pantalla goniométrica que sigue el mismo proceso de preparación y operación de la pieza pero sin depender de las manivelas de movimiento en los ejes X, Y, Z, sino utilizando la carátula giratoria del equipo (Gonzalez & Zeleny, 1995).

Para el caso de este trabajo es conveniente especificar las características del equipo que fue utilizado para las pruebas de comparación en el estudio de eficiencia.

Tabla 2.*Especificaciones técnicas de equipo comparador óptico**Fuente: Mitutoyo ®*

Modelo	PH-A14	
Código	120 V	172- 809
Pantalla	Diámetro Efectivo	356 mm
	Resolución	2' por medio de la escala vernier
	Líneas de referencia	Continuas y alternadas
Medición	Eje X	203 mm Horizontal
	Eje Y	102 mm Vertical
Modo lectura	Escala lineal y contador digital	
Resolución en ejes X, Y	0.001 mm (0.00005 pulg)	
Superficie de la mesa de trabajo	407 X 153 mm	
Peso máximo de la pieza	45 kg	
Lentes de proyección	10x (estándar)	
	20x, 50x, y 100x (opcionales)	
Exactitud de la amplificación	+- 0.10% (iluminación de contorno)	
	+- 0.15% (iluminación de superficie)	
Dimensiones	Altura	1158 mm
Máximas	Ancho	1240 mm
	Largo	612 mm
Alimentación de energía	120V ó 130V	CD 50/60 Hz
Peso	140 kg	

Método de medición utilizado en el comparador óptico de acuerdo a las pautas recomendadas en la literatura implican en términos generales los siguientes pasos:

- a) Se limpia y pone la pieza en el espacio de la mesa de trabajo del comparador
- b) Se ajusta el banco para lograr el perfil correcto de la pieza
- c) Cada medición de la pieza inicia por la esquina inferior derecha de la misma.

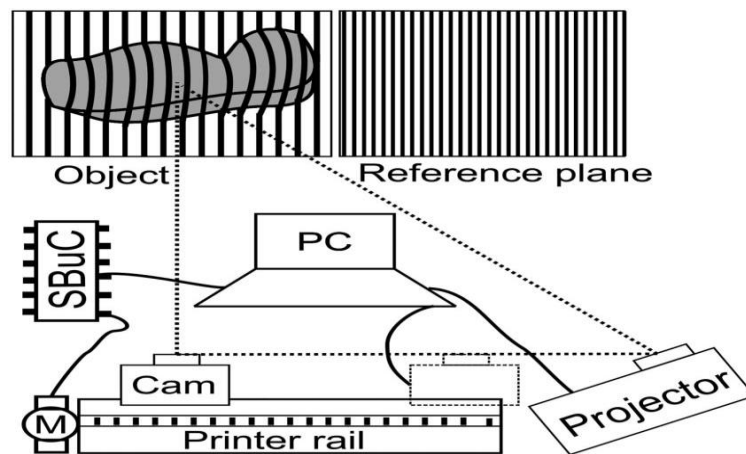
1.2.2.5. Otras Tecnologías- Técnica de proyección de franjas

La técnica de proyección de franjas en los últimos años ha tenido un auge en términos de investigación y desarrollo debido entre otros factores a los diversos campos de aplicación a los que pueden llegar los equipos con este tipo de tecnología (Gorthi & Rastogi, 2010). La técnica de Proyección de franjas utiliza la deformación de un sistema de franjas proyectadas sobre un cuerpo en contraste con las mismas franjas proyectadas en un plano para reconstruir la topografía de un objeto (Rincón, Nicholls, y Gaviria, 2009), el resultado de aplicar la técnica es la generación de una nube de puntos que formarán una malla digital representativa de las características del cuerpo escaneado. Proyección de franjas genera una oportunidad de valor adicional en una investigación dado el amplio campo de acción en los que esta técnica participa, por ejemplo aplicaciones biomédicas, industriales, de ingeniería inversa y análisis de corrosión entre otras (Gorthi y Rastogi, 2010). El estado actual de la técnica de Proyección de franjas expone desventajas en temas como el análisis de oclusiones en objetos, los errores de precisión y exactitud atribuidos desde el contexto metrológico (YanJun y Quian, 2011). Por otra parte la técnica posee una

ventaja determinante la cual radica en no necesitar tocar al objeto para obtener su relieve, al no ser invasiva se abre el rango de aplicaciones para aquellos objetos que requieren cuidados adicionales tales como piezas de arte antiguo (Gorthi, Rastogui, 2010)

La técnica requiere como elementos de operación un proyector, un plano de proyección que puede ser extendido para los llamados corrimientos de fase, una cámara de captura y un ordenador para la adquisición de imágenes, la imagen mostrada contempla el uso de un riel para estandarizar el corrimiento que se obtendrá de la proyección, pero incluso este elemento es opcional (Rivera, Dirckx, & Meneses, 2015)

Fig.6 Fundamento de funcionamiento proyección de franjas



El proceso de la técnica se caracteriza por cuatro momentos en los que se obtiene la Proyección y adquisición de imágenes, el análisis de franjas, el desenvolvimiento de fase y por último la calibración con la cual se garantiza que las imágenes obtenidas correspondan a la realidad. En trabajos sobre uso de

escáner y proyección de franjas Zappa, Busca y Sala (2010) incluyen la transformada de Fourier como técnica utilizada en la medición de formas de 3D a partir de los principios de planos de la técnica de proyección de franjas, esta idea refuerza el principio de triangulación entre los planos de fase del patrón de franja que se proyecta sobre un plano de referencia y la fase del mismo patrón pero proyectada sobre un objeto. La alineación del objeto debe especificarse en relación al plano de referencia y de la posición de la cámara, ya que la adquisición de la imagen en el entorno 3D requiere definir un origen de coordenadas (Rivera, Dirckx, & Meneses, 2015)

1.2.3. Herramientas Estadísticas

Posiblemente la parte más compleja de una investigación es la construcción o selección de los modelos matemáticos que se incluirán en el estudio porque existe el riesgo de elegir un modelo de bajo rendimiento para el sistema que se desea investigar (Ratner, 2010). Cuando existe más de una alternativa de variables estadísticas que se desean incorporar a un modelo matemático el paso preliminar es la categorización de las variables en variables de respuesta y variables independientes por lo que la adecuada explicación de la metodología de selección de variables involucra los estudios de hipótesis para los parámetros estadísticos necesarios para la construcción de modelos precisos y estables (Ratner, 2010). Una de las aplicaciones estadísticas más utilizadas en la vida cotidiana es el llamado Teorema del Límite Central, por el cual se puede suponer que una variable de estudio se distribuye de manera normal en el sentido que su valor se debe a diversas causas presentes en el ambiente

1.2.3.1. Análisis de Componentes Principales

Cuando se desea formar una base de datos que respalde una investigación se presenta el problema de elegir las variables que deben conformar dicha base de datos, este problema no es menor porque una elección inadecuada de las variables que intervienen en el estudio resultará en conclusiones equivocadas. La razón está en que con la intención de robustecer la investigación se cae en el error de elegir variables que no son adecuadas para el modelo a validar de la investigación. Si se incluyen demasiadas variables entonces la correlación entre los pares resultarán en una cantidad impráctica para llevar a cabo el trabajo documental, más aun, a mayor número de variables involucradas también aumenta las posibilidades de que se presenten valores de homocedasticidad bajo el entendido de que diferentes variables pueden estar en realidad midiendo el mismo efecto o mismo parámetro dentro del estudio. En este sentido existe un método de análisis para datos llamado Componentes Principales (Jhonson & Wichern, 2007)

El Análisis de Componentes Principal (ACP por sus siglas en inglés) es un método para el análisis de datos que dan como resultado proyecciones que representan un conjunto depurado de datos encasillados en categorías (Hewson, 2009). Un ACP revela el grado de relación que existe entre múltiples variables, esta cualidad ha permitido que los resultados de esta herramienta sean utilizados como insumo para otras herramientas de análisis de datos tales como los análisis de regresión y la técnica DEA (Jhonson & Wichern, 2007). Una investigación conlleva la integración de gran cantidad de datos e información y existe la

posibilidad de que los un porcentaje de los datos colectados esté interrelacionada, esta condición es sinónimo de variabilidad en un estudio, por lo que se hace necesario reducir el número de variables bajo la justificación teórica de que variables con fuerte correlación en realidad están midiendo el mismo elemento desde diferentes enfoques (Hewson, 2009).

El ACP transforma un conjunto original de variables en otro conjunto de variables sin correlación entre sí. Estas nuevas variables de acuerdo a la variabilidad de sus muestras son construidas como combinaciones lineales de las originales con el objetivo recoger la mayor parte de la información. Los componentes se eligen de acuerdo a la mayor varianza posible bajo el modelo matemático siguiente:

$$a'_j a_j = \sum_{k=1}^p a_{kj}^2 = 1 \quad \text{ec (2)}$$

Los componentes restantes se eligen de acuerdo a la incorrelación existente a través de variables aleatorias con cada vez menor varianza (Jhonson & Wichern, 2007).

En el contexto de este documento es preciso mencionar que dado que el ACP explica la estructura de variación de una matriz de datos mediante combinaciones lineales y la técnica DEA es un conjunto de variables que pueden ser clasificadas de acuerdo a algún orden lógico, la unión de las técnicas ACP-DEA son de interés para el desarrollo de este trabajo. En este sentido es posible reducir datos por Componentes Principales bajo la hipótesis de la herramienta de que pocas categorías de datos abarcan entre 80 y 90% de la variación total de los datos (Adler & Golany, 2007)

1.3. Objetivo General

El análisis de eficiencia por métodos econométricos tiene cada día un mayor número de investigaciones debido a que la complejidad de los sistemas de trabajo y los extensos cálculos estadísticos se afrontan con el uso de tecnología computacional cada vez más amigable; las complejas iteraciones matemáticas requerían realizarse en tiempos de trabajo que no concordaban con la rapidez con la que los analistas requerían la información para tomar decisiones. Toda vez que se ha mejorado el tiempo y exactitud de los cálculos que se realizan en los diferentes métodos de análisis de eficiencia surge ahora la problemática de realizar los análisis adecuados bajo la premisa de incorporar insumos correctos al sistema para obtener productos correctos del sistema. La revisión de la literatura expone los cuidados necesarios para elegir variables adecuadas para el sistema.

La revisión de la literatura constituye una adaptación prácticamente no explorada en vínculo de herramientas de gestión organizacional y campos específicos de operación, como lo es el campo metrológico. El trabajo busca adherir esquemas de trabajo distinto que pudieran servir para la construcción de un modelo de operación propio y una metodología acorde al ámbito de planeación y administración de operaciones.

En este sentido este trabajo tiene como objetivo general la explicación sistematizada de la selección de variables que son insumo de la técnica de administración de operaciones llamada DEA. Para lograr el objetivo propuesto se realizaron dos casos de trabajo específicos que pretenden ampliar la visión de la selección de variables.

El desarrollo del trabajo es guiado por el planteamiento de las siguientes preguntas de investigación.

1.3.1. Preguntas detonantes de investigación

¿Cuál debe ser el proceso de selección de variables del tipo de insumos y productos que deben alimentar una técnica no paramétrica como es el DEA para llegar a conclusiones que en la práctica y en la teoría respalden la toma de decisiones adecuada?

¿Cómo describir las relaciones entre las variables que inciden en la eficiencia de un sistema productivo para que el conocimiento de esta relación sea replicable en las llamadas entidades eficientes?

Uno de los objetivos secundarios que resultarán de la investigación será la posibilidad de caracterizar las condiciones que vinculan al DEA con las demás técnicas incluidas en el trabajo y poder replicarlas en un modelo posterior o bien controlar las condiciones mediante el conocimiento de su funcionamiento e interrelación.

Mediante objetivos de la investigación.

- Describir la relación de variables que inciden en la mejora técnica del proceso de trazabilidad.
- Diagramar un sistema empresarial que involucre las fases de desarrollo del producto a partir de la ingeniería inversa

1.3.2. Diseño de la Investigación

La investigación es de carácter cuantitativo porque recolectará datos de pruebas con la técnica de proyección de franjas en laboratorio y de manera alterna de registros de soportes metrológicos con el sector empresarial para comprobar el comportamiento que tienen las variables involucradas en el proceso de ingeniería inversa, aun así se incluirán componentes del tipo cualitativo; se considera a la investigación como experimental porque se manipularán las variables de acuerdo a un modelo propuesto de comportamiento para llegar a la caracterización de estas variables.

El alcance de la investigación será mediante una investigación cuantitativa y explicativa porque tiene la intención de determinar las causas de los fenómenos que suceden a partir de una relación entre variables de una manera estructuradas.

Referencias.

- Adler, N., & Golany, B. (2007). PCA-DEA. En W. Cook, & J. Zhu, *Data Envelopment Analysis* (págs. 1- 27). Worcester: Springer. doi:10.1007/978-0-387-71607-7_8
- AIAG. (2010). Manual MSA Cuarta Edición. *Manual*.
- Augusto. (2005). A performance assessment approach to the pursuit competitiveness excellence: Methodology and a framework for implementation. *JGC*, 13.
- Bell, M., & Figueredo, P. (2012). Innovation Capability Building and Learning Mechanism in Late comer firms: recent empirical Contributions and implications for research. *Canadian Journal of Development Studies*, 14-40.
- Benjumea, S. (2018). *Beneficios del escaneado 3D*. Obtenido de CREAFORM: <https://www.creaform3d.com/blog/beneficios-del-escaneado-3d-por-que-vale-la-pena/?lang=es>
- Buitrago, O., Palacio, O., Britto, R., & Adarme, W. (2016). Propuesta metodológica para la selección de la configuración de centros de distribución inmóticos utilizando análisis envolvente de datos. *Ingeniare. Revista Chilena de Ingenieria* , 480-492.
- Centro Nacional de Metrología CENAM. (2013). Guía Técnica de Trazabilidad metrológica e Incertidumbre de Medidad en Metrología Dimensional. México.

- Centro Nacional de Metrología CENAM. (Enero de 2009). Guía de Trazabilidad metrológica de los valores asignados a los calibradores y material de control de empleados por el laboratorio. México.
- Coll Serrano, V., & Blasco Blasco, O. M. (2006). Evaluación de la eficiencia mediante el Análisis Envolvente de Datos. *Introducción a modelos básicos*. Valencia, España.
- Contreras, I., & Mármol , A. M. (2002). La inclusión de outputs no deseables en el Análisis Envolvente de Datos (DEA). ASEPUMA, 1 - 11. Obtenido de <https://doaj.org/article/b498e1b418c245c5b0cae23f3a8bbcd8>
- Cooper, W. W., Seiford, L. M., & Tone, K. (2006). *Introduction to Data Envelopment Analysis and Its Uses*. Texas: Springer+Business Media, Inc.
- Curtis, S., Harston, S., & Mattson , C. (2011). The fundamentals of Barriers to Reverse Engineering and their implementation into mechanical Components. *Res Eng Design*, 245-261.
- Davis, J. P. (2013). Capturing the Value of Synchronized Innovation. *MIT Sloan Management Review*, 55-62.
- Decanini, A. E. (1996). *Manual de aseguramiento metrológico industrial*. Monterrey : Ediciones Castillo.
- Diaz, F. (2010). Manual de Metrología Dimensional. *Metrología Dimensional*. Cuautitlán, México.
- Fall, F., Al-Mouksit, A., & Harouna , W. (2018). DEA and SFA research on the efficiency of microfinance institutions: A meta-analysis. *World Development*, 176-188.

- Fuente, H., Berné, M., Pedraja, L. M., & Rojas, J. L. (2009). Análisis de Eficiencia Técnica y Productividad del Marketing para una Compañía de Seguros de vida. *Panorama Socio-Económico*, 44-59.
- García-Gómez, I., Fernández de Gorostiza, M., & Mesanza Moraza, A. (2011). Láser escáner y nube de puntos. Un horizonte aplicado al análisis arqueológicos de edificios. *Arqueología de la Arquitectura*, 25-44.
- Gholam, A., & Ali, E. (2012). A new DEA model for technology selection in the presence of ordinal data. *International Journal Advance Manufacturin Technology*, 1567-1572.
- Gonzalez, C., & Zeleny, R. (1995). *Metrología*. México: Mc. Graw Hill.
- González-Araya, M., & Valdés, N. (2009). Método de Selección de variables para mejorar la discriminación en el análisis de eficiencia aplicando modelos DEA. *Ingenieria Industrial*, 45-56.
- Gorthi, S. S., & Rastogi, P. (2010). Fringe Projection Techniques: Whither we are? *Optics and Lasers in Engieniering*, 133-140.
- Grônroos, C., & Ojasalo, K. (2004). Service Productivity: towards a conceptualization of the transformation of inputs into economic results in seervices. *Journal of Bussiness Research*, 414-423.
- Guzmán, A., & Abortes, J. (1993). La competitividad internacional: reflexiones sobre las ventajas competitivas en los países industrializados y semi industrializados. *Política y cultura*, 63-82.
- Heinze, G., & Dunkler, D. (2017). Five myths about variable selection. *Transplant International*, 6-10.

- Hewson, P. J. (2009). Principal Components Analysis. En P. J. Hewson, *Multivariate Statistics with R* (págs. 101-141).
- Jhonson , R., & Wichern, D. W. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis*. N.J.: Pearson Prentice Hall.
- Jiménez, E., Bracamontes, A., García, L., Martínez, V. M., Luna, G., Delfín, J., & Arellano, L. (2010). La Ingeniería Inversa como Metodología para potenciar la enseñanza en la metrología. Simposio de Metrología . Querétaro, Querétaro, México: CENAM
- Joro, T., & Korhonen, P. (2015). *Extension of Data Envelopment Analisis with Preference Information*. New York: Springer.
- Moncarz, H. (2002). A knowledge- Navigation System for Dimensional Metrology. *Journal of Research of the National Institute of Standars and Technology*, 193-205.
- Monroy, M., Arciniegas, J. L., & Rodríguez, J. C. (2012). Caracterización de Herramientas de Ingeniería Inversa. *Información Tecnológica*, 31-42.
- Pino-Mejías, J.-L., Solís-Cabrera, F., Delgado-Fernández, M., & Barea-Barrera, R. (2010). Evaluación de la eficiencia de grupos de investigación mediante el Análisis Envolvente de Datos. *El profesional de la información*, 160-165.
- Producción, L. d. (2007). Protocolo de Metrología y mecánica de Banco. *Manual de operación*. Colombia: Escuela Colombiana de Ingeniería.
- Ratner, B. (2010). Variable selection methods in regression: Ignorable problem, outing notable solution. *Journal of Targeting, Measurement and Analysis for Marketing*, 65-75.

- Rincón, O., Nicholls, J., & Gaviria, P. (2009). Proyección de Franjas con Corrimiento de Fase: Aplicación a las Ciencias Forenses. *Bistua: Revista de la Facultad de Ciencias Básicas*, 7(2), 1-8.
- Rivera, U. A., Dirckx, J., & Meneses, F. (2015). Fully automated low-cost setup for fringe. *Applied Optics*, 1350-1354.
- Sanchez, M. L., Villareal, G., & Cabrera, M. (2008). Optimización Multicriterio por Análisis Envolvente de Datos. *Ingenierias*, 52-59.
- Velázquez, J. A. (2005). Diseño de un láser 3D a partir de un sistema de medición láser 2D sick LMS 2000. *Umbral científico*, 83-90.
- Yanjun, F., & Quian, L. (2011). Fringe projection profilometry based on a novel phase shift method. *Optical Society of America*, 19(22), 21739-21747.
- Zhu, J. (2015). DEA Based Benchmarking Models. En *Data Envelopment Analysis A handbook of Models and Methods* (págs. 291-308). Worcester: Springer.

CAPITULO 2

ANÁLISIS ENVOLVENTE DE DATOS APLICADO EN LA EVALUACIÓN DE EFICIENCIA DE INSTRUMENTOS DE MEDICIÓN.

RESUMEN

Este capítulo incorpora el análisis de la eficiencia operativa en el contexto de la metrología dimensional con un enfoque en la selección de tecnología. El capítulo propone una selección de variables que permiten comparar los atributos del proceso de medición en diferentes instrumentos para una pieza específica. Los instrumentos se encuentran dentro del campo de la metrología dimensional y son representativos de los que se utilizan comúnmente en el sector industrial y académico en el país. La contribución de este trabajo consiste en llevar una herramienta estadística normalmente utilizada en la gestión de las operaciones de la organización hacia un entorno técnico como la metrología dimensional. Los resultados presentan una oportunidad para futuras investigaciones al combinar los campos de metrología y análisis de eficiencia.

Palabras Clave: Análisis Envolvente de Datos, Análisis del Sistema de Medición, Instrumento de medición.

2.1 INTRODUCCIÓN

Para reconocer el éxito o el fracaso de una empresa manufacturera, prácticamente todos los sistemas de producción se evalúan de alguna manera, por ejemplo, a partir de indicadores técnicos, económicos o incluso sociales. Hay diferentes maneras de evaluar la eficiencia de un sistema de fabricación y en todas estas formas es necesario medir los elementos apropiados para generar datos del sistema de evaluación. La importancia de los datos de medición radica en el hecho de que la decisión de ajustar un proceso se toma en base a la información adquirida. Si los datos que resultan de medir el comportamiento de un sistema de fabricación, el sesgo y la variación se consideran datos de baja calidad y condicionan el beneficio de la toma de decisiones. La magnitud de la variación y el grado de sesgo son factores incluidos en un Análisis del Sistema de Medición (MSA)

Un sistema de medición involucra 6 elementos fundamentales de acuerdo con el Grupo de Acción de la Industria Automotriz (AIAG); Patrón, pieza, instrumento, persona, procedimiento y entorno. En este sentido, la evaluación realizada por el sistema de medición está vinculada al concepto de error y la medición de error no es más que el análisis acumulativo de las variaciones debidas a los 6 elementos mencionados. El dilema de asignar un valor numérico al error consiste en la utilidad de los resultados y en la similitud de las condiciones de evaluación que tienden a una conclusión justa.

Este capítulo se centra en uno de los elementos del sistema de medición: el instrumento. La intención es valorar cada instrumento a partir de un análisis de eficiencia. Debido a las diferentes características de cada instrumento aplicado a la misma pieza, elegimos el uso de la técnica estadística no paramétrica Análisis Envolvente de Datos (DEA) que tiene la ventaja de comprimir la información obtenida de diferentes tipos de variables para alcanzar un solo resultado (Augusto, 2005). Este capítulo se centra en el proceso de discernir las variables involucradas en el sistema de medición para relacionarlas la selección correcta de tecnología. Más allá de elegir un instrumento por características como el precio o la disponibilidad, se muestra la aplicación de una herramienta estadística comúnmente utilizada en áreas administrativas y conduce a un entorno técnico-tecnológico.

2.2. ANTECEDENTES

2.2.1 Instrumento de medición.

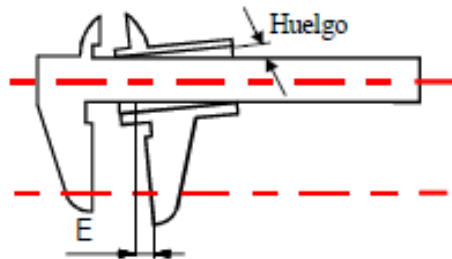
Vernier - Calibrador

El calibrador vernier en la versión tradicional de un instrumento de medición que permite obtener tres tipos de medidas de longitud: exterior, interior y profundidad (Sanchez, Villareal, & Cabrera, 2008). El vernier tiene una escala principal y una adicional que facilita la conversión de las unidades con las que se operan. Para la calibración del instrumento, se utilizan bloques estándar individuales. Este instrumento puede realizar lecturas con una aproximación métrica de hasta 0.02 mm en la escala internacional y 1/128 o 0.001 pulgadas en la escala en inglés.

Este instrumento requiere mayor precaución por parte del operador que realiza las lecturas específicamente en la aplicación del método de medición, por ejemplo, la presión aplicada al instrumento, el contacto realizado por las mordazas en el objeto o la definición correcta de una referencia fija. . En general, los errores de Abbe y la ley de paralaje son los principales obstáculos para este instrumento. Las mediciones con este instrumento deben repetirse con más ocasiones, pero en contraste es rápido y fácil de usar.

La publicación técnica CNM-INC-PT002 (Centro Nacional de Metrología CENAM, 2013) del Centro Nacional de Metrología (CENAM) en México describe el error de Abbe (E) como la brecha que existe entre las superficies que cruzan la escala del vernier; esta brecha produce un error de lectura que se puede cuantificar en la línea de medición. El error de Abbe se establece para alinear los ejes de medición del instrumento con un eje imaginario de la pieza desde la que se toma la lectura.

Fig. 7 Alineación de ejes en el error de Abbe (CNM-INC-PT002).



Hay un error de paralaje porque las escalas del vernier no coinciden, cada una está en el frente de dos guías, de las cuales una es móvil, sin embargo, transfiere este efecto directamente a los tipos del vernier. Se puede decir de este error como algo inevitable, porque la construcción de un vernier se basa en un temor por el cual una guía se ejecuta bajo ciertas restricciones de la relación de posición con respecto a otra guía principal CNM-INC-PT002 (Centro Nacional de Metrología CENAM, 2009).

El operador debe adoptar la capacidad de obtener lecturas con respecto a las limitaciones del reconocimiento de datos, la agudeza visual y el poder de resolución. En el error de paralaje en la posición del ojo del operador es muy importante, por ejemplo, cuando ambos ojos se utilizan para tomar la lectura, se sabrá que al menos uno tendrá el efecto de paralaje. Ya sea que la vista sea hacia la derecha o hacia la izquierda, existe una variación relacionada con la altura de los planos que no coinciden dentro del mecanismo frontal del instrumento. Este tipo de error se puede minimizar si la altura ("a") que separa cada una de las escalas fija y móvil del calibrador se reduce incluso en el caso hipotético de convertirse en cero.

Escáner Láser

La tecnología del escáner láser permite en poco tiempo adquirir con un alto nivel de detalle del relieve geométrico del objeto que se escanea. Cuando la luz láser emitida por una computadora se refleja en el objeto, es posible crear

construcciones en tres dimensiones y transferirlas mediante software a un sistema con mayor posibilidad de uso (Fatuzzo, Mangiameli, Mussumeci, & Zito, 2014).

Lo que se puede resaltar en la tecnología de escaneo láser es la versatilidad de este tipo de instrumentos para adaptarse a las condiciones de medición, la efectividad de un láser es la precisión con la que se capturan los elementos en un contexto limitado donde para otras herramientas sería difícil no solo lograr un registro preciso pero obtener una lectura. El uso de la técnica láser para la medición trae consigo una característica que puede considerarse como una virtud o defecto; como una virtud en el caso de aprovechar la enorme cantidad de información que se traduce como una nube de puntos y que se refleja en un detalle de alto nivel del objeto que se va a representar, como un defecto porque la misma gran cantidad de la información hace que el procesamiento de imágenes sea más lento, por lo que no se puede considerar ningún equipo informático adecuado para este tipo de trabajo (García-Gómez, Fernández de Gorostiza, & Mesanza Moraza, 2011).

El principio básico de funcionamiento del escáner láser es compatible con dos elementos; mientras que un mecanismo es responsable de medir la distancia hasta donde el rayo láser alcanza el otro mecanismo, es responsable de escanear la luz láser en el cuerpo que se escanea.

Comparador Óptico

El comparador óptico también se conoce como un proyector de perfil y se utiliza para medir partes pequeñas amplificando su imagen en una pantalla. Es útil cuando hay interés en que la pieza se mida en los ángulos entre las caras de la pieza. Su funcionamiento se basa en una lente de proyección, un sistema de sujeción de piezas y una pantalla translúcida. Se clasifican según su tipo de iluminación en horizontal y vertical sin una diferencia significativa en el resultado de la medición. Este sistema de iluminación permite que la medición se enfoque en el mostrador o en la superficie (o incluso ambos simultáneamente).

El sistema de sujeción de la pieza forma parte del propio método de medición, ya que en este instrumento, en la configuración de calibración inicial, las líneas de referencia de la pantalla de proyección se utilizan para alinear la pieza con respecto a un punto de origen indicado por la posición de la trayectoria dentro del sistema de sujeción. .

Una ventaja de este instrumento es que puede equiparse, por ejemplo, con escalas lineales, plantillas o alguna otra adición que proporcione comodidad en el trabajo de medición, especialmente en trabajos repetitivos.

2.2.2 Análisis Envolvente de Datos (DEA)

El análisis de la envolvente de datos es un método iterativo basado en la programación lineal que tiene como objetivo medir la eficiencia de un sistema en

relación con un valor óptimo. El proceso iterativo es en realidad un modelo de optimización guiado por valores históricos y que refleja el rendimiento del sistema en estudio. Este proceso de optimización presenta problemas cuando se requiere más de una medida de rendimiento o, entre los indicadores de rendimiento del sistema, hay conflictos; La solución a este tipo de problemas no se concentra en obtener una única solución óptima, sino en crear un conjunto de soluciones favorables llamada la frontera eficiente (Sanchez, Villareal, & Cabrera, 2008), (Joro & Korhonen, 2015). La frontera eficiente de la DEA muestra la relación entre los productos del Sistema (Salidas) dadas las entradas involucradas (Entradas).

La utilidad de la técnica DEA es que permite reconocer en las unidades de medida (DMU) utilizadas, las que están por debajo de la frontera eficiente, además, esta técnica permite reconocer la distancia y la ubicación que separa a la DMU. Ordinario de aquellos que se comportan como la frontera eficiente del Sistema, este concepto da lugar a la llamada orientación hacia Salidas o hacia Entradas como modelos de trabajo de la DEA.

En el conocimiento de la técnica DEA, es relevante considerar el problema de la técnica cuando se trabaja con variables de evaluación del sistema que no representan el desempeño del sistema, ya sea porque no se incluyen todas las variables representativas del sistema o porque hay demasiadas variables incluidas. Esto genera que la técnica no sea lo suficientemente discriminadora y la toma de decisiones basada en los resultados del DEA esté sesgada.

2.3 Metodología

La selección de variables se obtuvo a través de un análisis de las condiciones generales del equipo de medición propuesto en la sección anterior. El análisis de los instrumentos en cuestión no solo involucró una revisión de la literatura, sino también una revisión de sitios web, catálogos de productos y manuales de operación que muestran las características técnicas específicas de los instrumentos; esta revisión determinó las variables consideradas en este estudio.

Las variables que no eran aplicables para el estudio fueron filtradas, ya sea por sus características técnicas o económicas. Si bien se pretende un análisis de la eficiencia entre diferentes tecnologías, el enfoque de este trabajo está orientado hacia un campo técnico en lugar del comercial, por este motivo las variables de tipo económico, como el costo del instrumento, el costo de mantenimiento o el costo de calibración no se consideran dentro del estudio.

La categorización de las variables involucradas en las entradas y salidas utilizó el error en la medición como el eje principal de este análisis de eficiencia. El error se define como la diferencia entre el valor nominal o verdadero del objeto y el valor medido. Siempre habrá errores en la medición, ya que no es posible separar la imperfección de los instrumentos, los medios de observación, los sentidos del personal o las causas ambientales, esta definición origina lo que se conoce como "error absoluto". También existe el error relativo definido como la relación del error absoluto entre el valor nominal o el valor verdadero. Normalmente, el error relativo se expresa como un porcentaje, lo que favorece la comprensión de la

lectura tomada y proporciona una mejor información para cuantificar la gravedad del error (Sanchez, Villareal, & Cabrera, 2008).

Las variables en el estudio no están afectadas estadísticamente por la presencia de multicolinealidad entre los datos de las variables, esta razón justifica que no se realizaran estudios de correlación y estadísticas multivariantes, a diferencia de otros estudios asociados con la técnica DEA.

Las variables consideradas para este estudio son:

Tolerancia.

Definida como la cantidad total en la que se permite que varíe a una cierta dimensión, esto es, una vez que se sabe que no existe un proceso o producto perfecto, el propietario de la pieza permite una diferencia ascendente o descendente o el valor nominal de la pieza. Medida que se llama límites especificados superior e inferior. La intención de definir una tolerancia radica en permitir que el proceso de fabricación realice una comparación real y justa entre las características dimensionales del elemento a medir y la efectividad del mensurando.

Precisión.

Se define como la ausencia de errores sistemáticos y se relaciona con el grado de similitud entre dos o varias mediciones consecutivas del mismo objeto con el

mismo dispositivo y el mismo procedimiento. Incluso una serie de mediciones que están lejos del valor nominal, pero cercanas entre sí, reflejan un alto nivel de precisión.

Resolución del instrumento.

Se define como la división más pequeña o la lectura más pequeña que se puede hacer con un instrumento de medición. Para el caso específico de los escáneres 3D, la resolución no cambia aunque el software utilizado como interfaz se modifique porque la resolución del instrumento está conectada al instrumento y no a los elementos periféricos.

Condiciones ambientales.

Se definen para este estudio como la temperatura en la estación de trabajo donde se obtienen las mediciones. A veces, también se puede considerar la humedad, la altura al nivel del mar o la presión atmosférica.

Repetibilidad

Se define como la variación de las mediciones realizadas por el mismo operador en diferentes ocasiones, pero utilizando las mismas condiciones de medición, el mismo instrumento y la misma pieza de trabajo.

Exactitud.

Se define como la concordancia de una medición con el valor verdadero conocido para la cantidad que se está midiendo, el término se relaciona con el concepto

de error definido como la desviación entre el valor medido y el valor de un patrón de referencia tomado como verdadero.

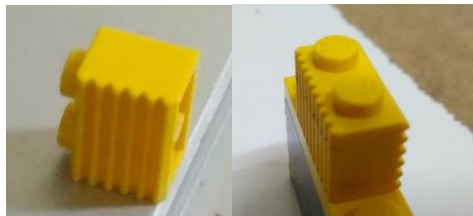
La velocidad en los resultados.

En este estudio, se definen como los minutos necesarios para obtener una medición desde el momento en que tanto el equipo como la pieza y las condiciones de medición son adecuados para iniciar la medición.

Descripción de la pieza.

Se eligió una pieza adecuada para ser utilizada con los diferentes instrumentos, tanto en tamaño como en forma. La pieza forma parte de un conjunto, por lo que el verdadero valor se define de acuerdo con las especificaciones del fabricante.

Fig. 8 Muestra seleccionada de la pieza de medición.



2.3. 1 Lecturas con Vernier

Es el instrumento más común en el sector industrial debido a la facilidad con la que se puede transportar y la velocidad de medición. El estudio no requirió más preparación que su activación con un movimiento y, aunque no se utilizó la conversión entre milímetros y pulgadas, la pantalla digital realiza la conversión

inmediatamente. Como se muestra en la Figura 6, el cuidado y la protección del instrumento son importantes para la confiabilidad de los datos futuros.

Fig. 9 Protección del vernier para pruebas de lectura marca Mitutoyo.



Específicamente, en este trabajo optamos por el modelo de vernier de punta porque facilita la lectura entre "valles y crestas" que tiene la pieza que es el objeto de medición. La Figura 7 muestra que, a diferencia de un vernier convencional, el instrumento utilizado en este trabajo adquiere una ventaja tanto en la velocidad de obtención de mediciones como en la calidad de los datos que produce.

La medición de la pieza no requirió la sintonización del equipo o equipo periférico complementario, aunque este modelo de vernier tiene una interfaz para llevar los datos a un equipo informático. La toma de lecturas no siguió ningún método fuera de la convención, por lo que los resultados se dieron al instante.

Fig. 10 Vernier de puntas Mitutoyo ®

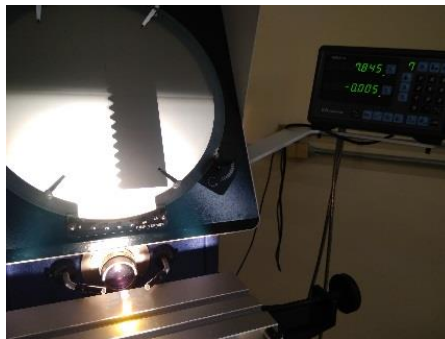


2.3.2. Lecturas con comparador óptico.

Se utilizó un comparador óptico del tipo horizontal Mitutoyo modelo PH-14. La toma de lecturas requiere inicialmente lo que se conoce como "Puesta en servicio" del equipo para que la esquina de referencia se definiera en la pieza de trabajo, se aseguró que en cada lectura se inicia la colocación en cero tanto en el eje X como en el eje Y, el 0 ° Se ajustó el perfil de la pantalla giratoria y se ajustó el tipo de iluminación del equipo.

El método de medición incluyó posicionar la pieza de la misma manera para comenzar la recolección de datos siempre con el mismo patrón de trabajo. Dadas las características físicas de la pieza de trabajo, no fue necesario arreglar la pieza o realizar ajustes mecánicos para sujetarla. La figura 8 muestra la toma tanto del panel de medición como del tablero lector.

Fig. 11 Ajuste inicial del comparador óptico



2.3.3. Lecturas con el escáner láser.

El escáner láser requiere complementos para la operación que consiste en el software que transfiere las lecturas realizadas a la pieza y las lleva a la computadora en forma de una malla o una nube de puntos, mediante la cual otro

software reconoce esta nube de puntos en posiciones en 3D para que puedas medir la distancia virtual existente en la pieza obtenida.

El escáner 3D utiliza como objetivos de referencia que se colocan en la pieza y en los planos principales de la estación de trabajo. Una vez que se define el área de trabajo, el escáner se activa para encontrar los puntos que serán su referencia en las diferentes mediciones. Para seguir la configuración del software-escáner, se definen 4 elementos: la potencia del láser, el nivel del obturador, la memoria RAM con la que se trabajará y el nivel de detección que alimenta al operador para saber si está demasiado cerca. o demasiado lejos de la pieza para perder de vista los objetivos con los que se encuentra el escáner y toma referencia.

Fig. 12. Equipo de escáner 3D utilizado en la medición Marca Creaform ®.



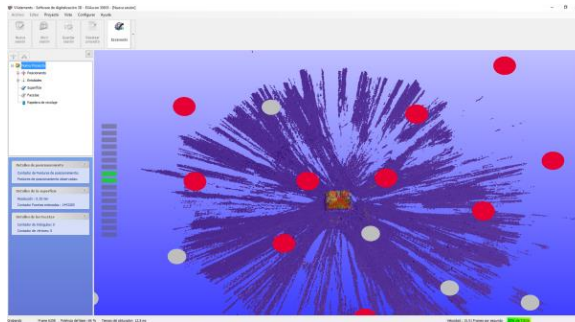
La imagen anterior muestra el modelo 3D del escáner Handy Scan Exascan 30635 de Creaform, el software de escaneo que la empresa creativa incluye para este equipo es elementos VX. El software requiere una configuración inicial para garantizar el rendimiento óptimo de las piezas a escanear. Las pruebas iniciales de configuración del equipo se realizaron desde el software de elementos VX que resultó en niveles óptimos en:

- 65% de potencia láser.
- Obturador: 12.6 milisegundos.

- Detección y imagen de portada: 85%.

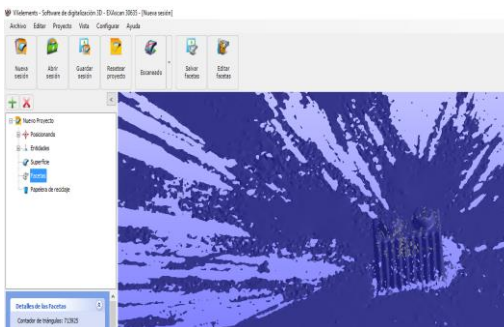
Una vez que el equipo está configurado como se muestra en la figura 10, se realiza un primer "barrido" del área de trabajo donde el escáner detecta los puntos u objetivos a los que se hará referencia en las mediciones posteriores.

Fig. 13 Escaneo de los objetivos de referencia para el equipo escáner.



El resultado de la medición es una nube de puntos según la pieza trabajada, con la escala 1: 1 y con la resolución, precisión y otras variables que se muestran en la tabla 11 de los resultados. El archivo resultante es de tipo .Jot lo que permitió llevarlo a otro software de diseño para determinar las distancias de un punto a otro.

Fig. 14 Malla resultante del escáner 3D



2.3.4. Tablas de resultados.

Una vez que se reunieron las lecturas de los diferentes equipos, la información se concentró en la tabla de cálculo núm. 3 se destacaron 3 puntos principales; Primero, la categorización de las variables involucradas en las entradas y salidas, segundo, el valor de la variable de las condiciones ambientales es un tipo ficticio como 0 para indicar que la temperatura no afecta la medición y 1 para el caso opuesto. El tercer punto a destacar es que el valor de la precisión y la repetibilidad resultan de un proceso de cálculo estadístico, el primero es una diferencia del valor nominal y en el segundo caso se realiza un ejercicio de varianza para determinar el grado de afectación del mismo operador que mide la misma pieza. Tanto la precisión como la repetibilidad son adimensionales y absolutas.

Tabla 3.

Resultados de corrida de repetibilidad según manual de la AIAG

Instrument	Inputs					Outputs	
	Tolerance mm.	Precision mm.	Resolution of the instrument mm./ m	Environmental conditios (dummy)	Repeatability	Speed in Results (minutes)	Accuracy
Vernier	0.020	0.010	0.100	0	0.73	1	0.0350
Optical Comparator	0.020	0.001	0.001	0	0.45	3	0.0330
Lases Scanner	0.020	0.040	0.100	1	0.65	45	0.0378

El análisis de la DEA se realizó en la plataforma Excel® y se presenta en la tabla 2 en un resumen que indica entidades eficientes; Tanto el comparador óptico como el escáner láser forman parte de la frontera eficiente desde el aspecto técnico de las variables incluidas en el estudio. Ha ocupado el modelo CCR que

es un modelo de la DEA centrado en el uso de entradas como un medio para alcanzar un resultado óptimo.

Lo que se muestra en la tabla es que el único instrumento que no alcanza un nivel de eficiencia en ningún aspecto es el vernier, es decir, en la relación formada por la tolerancia frente a la precisión o, por ejemplo, la combinación de repetibilidad, precisión y resolución frente a la velocidad en los resultados no indicaron que el vernier tuviera alguna ventaja sobre los otros dos equipos en el estudio. De hecho, lo que ha hecho la técnica de la DEA es una serie de iteraciones que buscan siempre el mejor resultado de las restricciones planteadas en los equipos involucrados.

Tabla 4.

Eficiencia de resultados aplicados por técnica DEA.

	DMU	Eff. score	Virtual inputs	Virtual inputs	Virtual inputs	Virtual inputs	Virtual inputs	Virtual outputs	Virtual outputs	Pears --->
			Tolerance mm.	Precision mm.	Resolution mm./ m	Environmental Conditions	Repeteability	Speed in results	Accuracy	
1	Vernier	0.333333	0.00667	0.00033	0.00033	0.00000	0.15000	1.00000	0.00000	2(.333)
2	Optical comparator	1	0.02000	0.00100	0.00100	0.00000	0.45000	3.00000	0.00000	2(1)
3	Laser Scanner	1	0.02000	0.04000	0.10000	1.00000	0.65000	45.00000	0.00000	3(1)

Esta solución es interesante si se considera que el instrumento más utilizado en el entorno laboral es el vernier por su practicidad y su bajo valor económico. Es posible considerar mejoras en el estudio para el vernier y hacer que alcance un estado eficiente si se observan mejoras en el método de medición con el fin de mejorar el factor de repetibilidad, algo que coincide con la realidad, ya que es una herramienta tan fácil de usar. También es común que el método de tomar una pieza para medirla se haga con libertad para el operador.

2.4 Conclusiones

El resultado de la aplicación del estudio DEA al campo técnico permitió observar que es posible mejorar un sistema de medición completo a partir de las acciones más básicas, como la elección correcta del instrumento de medición. La idea inicial de incorporar una herramienta de gestión estadística, como en el caso de la herramienta DEA al campo de la selección de tecnología, también resulta en el beneficio de la investigación, ya que da resultados en términos del hecho de que presenta una visión del camino en el que se puede aplicar. Mejorar no solo el alcance de la producción, sino también el sistema de medición, que es un eje fundamental en las empresas manufactureras.

Esta investigación contribuye tanto en la práctica de herramientas estadísticas como en el campo de la metrología, ya que permite visualizar técnicas que convergen en una clara intención de una organización de producción que es optimizar, ser más eficiente y productivo.

La continuación de este trabajo incluiría la adopción de otros tipos de instrumentos en un sistema posiblemente más complejo que aborde el problema de la selección de tecnología en la planificación estratégica de negocios.

Referencias:

AIAG. (2010). Manual MSA Cuarta Edición. *Manual*.

Augusto. (2005). A performance assessment approach to the pursuit competitiveness excellence: Methodology and a framework for implementation. *JGC*, 13.

Becker, T., Ozkul, M., & Stilla, U. (2011). SIMULATION OF CLOSE-RANGE PHOTOGRAMMETRIC SYSTEMS FOR INDUSTRIAL SURFACE INSPECTION. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 179-183.

Centro Nacional de Metrología CENAM. (2013). Guía Técnica de Trazabilidad metrológica e Incertidumbre de Medida en Metrología Dimensional. México.

Centro Nacional de Metrología CENAM. (Enero de 2009). Guía de Trazabilidad metrológica de los valores asignados a los calibradores y material de control de empleados por el laboratorio. México.

Fatuzzo, G., Mangiameli, M., Mussumeci, G., & Zito, S. (2014). Laser Scanner Data Processing and 3D Modeling Using a Free and Open Source Software. *Proceedings of the International Conference on Numerical Analysis and Applied Mathematics*, 780010_1- 780010_5.

García-Gómez, I., Fernández de Gorostiza, M., & Mesanza Moraza, A. (2011). Láser escáner y nube de puntos. Un horizonte aplicado al análisis arqueológicos de edificios. *Arqueología de la Arquitectura*, 25-44.

Joro, T., & Korhonen, P. (2015). *Extension of Data Envelopment Analysis with Preference Information*. New York: Springer.

Sanchez, M. L., Villareal, G., & Cabrera, M. (2008). Optimización Multicriterio por Análisis Envolvente de Datos. *Ingenierías*, 52-59.

CAPITULO 3

USO DE COMPONENTES PRINCIPALES Y ANÁLISIS ENVOLVENTE DE DATOS PARA EVALUAR LA EFICIENCIA DE SISTEMAS OPERADORES DE AGUA.

RESUMEN

El propósito de este trabajo es analizar la eficiencia de las Organizaciones de Operadores de Agua de México desde la premisa de que cada organización de operadores se encuentra en diferentes condiciones de trabajo y se evalúa a partir de diferentes indicadores de desempeño, por lo que la obtención de eficiencia para cada organismo podría surgir de manera ambigua a este respecto, este manuscrito El artículo proporciona, a partir del análisis de las variables generalizadas y su relación con los factores de operación, aquellas variables que influyen en el proceso de eficiencia. Este documento se basa en una base de datos gratuita del Programa de Indicadores de Gestión de Organizaciones Operativas (PIGOO), que inicialmente involucra a 139 sistemas municipales de agua en toda la República Mexicana. El resultado destaca la influencia de ciertas variables en el desempeño de la operación de los sistemas de agua, de acuerdo con esto, se espera que la utilidad de este trabajo contribuya al definir elementos que mejoran la competitividad de las organizaciones mencionadas.

Palabras clave: Análisis Envolvente de Datos, Análisis de Componentes Principales, Sistemas Operadores de Agua

3.1. INTRODUCCIÓN.

La eficiencia se presenta como un indicador de la competitividad de las organizaciones. Hay varios estudios que han mostrado metodologías mediante el análisis de múltiples criterios, con el fin de mejorar la competitividad estratégica (Augusto, 2005). Estas técnicas como un método de medición de la eficiencia intentan evaluar el desempeño de una entidad con respecto a un valor óptimo. Si bien es posible identificar las mejores prácticas gubernamentales mediante la comparación de elementos económicos, el proceso de optimización de las organizaciones está guiado por más de una medida de desempeño, que es un problema cuando no hay una relación explícita entre las mediciones de desempeño. La solución para este tipo de problemas no se concentra en obtener una solución óptima única, sino en crear un conjunto de soluciones favorables llamadas frontera eficiente (Sanchez, Villareal, & Cabrera, 2008). Para encontrar esta frontera eficiente, una técnica no paramétrica de interés es el Análisis de la Envolvente de Datos (DEA), que muestra la relación máxima de los productos (salidas) al dar sus entradas (entradas).

Además del problema de conflicto entre las mediciones de rendimiento, también está el problema relacionado con la cantidad de datos asociados con una serie de variables de rendimiento; el número de variables en el estudio de la DEA debería garantizar que el número de alternativas sea lo suficientemente discriminado para obtener la frontera eficiente (Buitrago, Palacio, Britto, & Adarme, 2016) Aunque para el primer problema la técnica DEA resuelve el

conflicto entre las mediciones de rendimiento. El segundo problema se aborda desde la técnica llamada Análisis de componentes principales (PCA), que tiene como objetivo reducir los datos agrupando variables relativamente homogéneas. Esta transformación de un amplio conjunto de variables con alta correlación conduce a un reducido conjunto de variables que explica la mayoría de las variaciones en los datos (Cáceres, 1995)

3.2. ANTECEDENTES

La teoría estructurada sobre la exploración y comprensión de los factores de competitividad, así como la relación entre las variables y la determinación de la frontera eficiente, se concentran en el análisis de componentes principales y las técnicas de DEA que se detallan a continuación.

3.2.1. Análisis de Componentes Principales (ACP o PCA)

En la mayoría de las investigaciones y los casos de estudio, el más frecuente es tomar la mayor cantidad de información posible y recopilar el mayor número de variables involucradas y, en consecuencia, una cantidad de datos de una categoría diferente. Es posible que en una recopilación de datos de investigación, estos estén interrelacionados de las diferentes variables en las que se incluyeron, esta condición presume la variabilidad en un estudio, por lo que es necesario reducir el número de variables según la justificación teórica que las variables con La fuerte correlación en realidad está midiendo los mismos conceptos pero desde diferentes enfoques.

El PCA consiste en concentrar la información contenida en un conjunto original de variables para llevarla a otro conjunto de variables, siempre en menor cantidad que las originales, por lo tanto, si hay un conjunto de K variables originales, la información se transforma en un conjunto de W componentes $W < K$ (Cáceres, 1995), cada uno de estos componentes W se traducen en factores como resultado de una combinación lineal de las variables K. La utilidad de la PCA es aprovechar el hecho de que los factores resultantes reflejan la variabilidad de los grupos originales. En PCA, el primer componente principal es el eje que pasa por el centro de los datos y minimiza la distancia de cada punto de datos al mismo eje que explica el comportamiento de un grupo de datos, el resto de los componentes surgen como otros ejes que tienen el El propósito de explicar lo que el primer componente principal no pudo hacer, sin embargo, una característica que deben cumplir los siguientes componentes principales es que deben ser ortogonales (independientes) y pasar por el centroide de los datos. La variabilidad explicada por cada eje da lugar (se origina) al concepto de valor propio que también se puede expresar como un porcentaje de la variación total. El modelo matemático del Análisis de Componentes Principales está definido por la siguiente expresión (Cáceres, 1995):

$$X_{ij} = a_{1j}F_{i1} + a_{2j}F_{i2} + \dots + a_{Kj}F_{iK} \quad \text{Ec. (3)}$$

Donde X_{ij} es el valor de la j -ésima variable en el i -ésimo caso resultando de el product de $a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{Kj}$, como vector de constants y cada uno de los factores F .

Este modelo expresa que la información de las variables se explica completamente por los factores " K ". De la Garza y González (De la Garza & González Cavazos, 2013) trabajaron con la proporción de la variabilidad de cada variable por los factores, esta es la razón por la que en PCA el valor inicial de todas las variables es igual a 1. Los componentes se eligen de acuerdo con la varianza más alta, una forma de maximizar la varianza es aumentar los coeficientes manteniendo la ortogonalidad de la transformación, que requiere que el vector,..., sea igual a 1, es decir (Cáceres, 1995):

$$\sum_{i=1}^K a_{ij}^2 = 1 \quad \text{Ec. (4)}$$

3.2.2 Análisis Envolvente de Datos

El objetivo de un análisis de envolvente de datos es la formación de caras envolventes que definen las unidades eficientes e ineficientes. En este caso, es tan importante conocer lo "mejor" como saber la distancia (acciones) que separa las Unidades de Medición de Decisión (DMU) eficientes de quienes no lo son. Esta será una guía para el progreso de las entidades que desean alcanzar los puntos de referencia llamados (entidades óptimas). Esta situación presenta un problema implícito en relación con los "objetivos" que deben alcanzar las DMU

menos eficientes porque el sentido común explica la imposibilidad de competir con puntos de referencia para los cuales la eficiencia es demasiado grande como para buscar una comparación, en términos de González y Álvarez (Gonzalez & Alvarez, 2001) Los análisis de la DEA podrían reconfigurarse para buscar un procedimiento de una sola etapa para lograr objetivos de eficiencia más cercanos.

Si bien una virtud de la DEA es obtener eficiencia en el uso de unidades múltiples en su función de insumos o productos, también presenta algunas críticas en cuanto a que no contempla influencias en el proceso productivo, lo que genera incertidumbre en los resultados finales, en estudios realizados por Drake y Howcroft (1994) se menciona que la DEA es capaz de funcionar mejor si el número de observaciones es casi el doble de la suma de Entradas y Salidas, lo que indicaría que en los estudios con muestras pequeñas se deberían agregar demasiadas categorías, esto resulta en una complejidad para identificar la DMU óptima, sin embargo, los modelos de la DEA crean a partir de iteraciones un progreso en la propuesta para elegir la DMU eficiente (Mendhi & Soroosh , 2009)

3.3. METODOLOGÍA

Este trabajo se realizó a través de una investigación de referencias institucionales relacionadas con factores de competitividad que aluden a la eficiencia de las entidades municipales. A partir de la base de datos de PIGOO, se documentó un estudio explicativo, ya que se determinaron las variables apropiadas para el

estudio de eficiencia. Inicialmente, se consideraron 139 operadores municipales de agua de toda la república. Sin embargo, bajo un proceso de discriminación, el estudio contempló 51 organismos, la razón para excluir ciertos organismos consistió en no tener información completa en todas las variables del estudio de 2010 a 2015; El proceso de investigación se utiliza para la integración de técnicas estadísticas con el fin de modelar la influencia de las variables sociales en el desempeño de los operadores de agua municipales.

3.3.1. Selección de variables con PCA

El estudio comienza con la recopilación de la información correspondiente a las variables involucradas con el desempeño de los operadores de agua en los diferentes municipios del país; demostrando que no hay competencia en el servicio ofrecido en relación con la distribución de la red de agua potable y drenaje, porque cada municipio y / o área metropolitana está representada por un solo operador de agua.

Bajo esta condición principal, cada municipio será considerado como un objeto de estudio de eficiencia DMU bajo los siguientes indicadores:

Tabla 5.*Variables para el modelo PCA.*

1	Cobertura de Agua potable reportada%	15	Micromedición%
2	Cobertura de Agua sanitaria reportada%	16	Padrón de Usuarios %
3	Consumo (Litros / Hora / Día)	17	Pérdida por longitud de red (m ³ / km)
4	Costo por volumen producido (\$ / m ³)	18	Pérdida por toma (m ³ / toma)
5	Dotación (litros / horas / días)	19	Quejas por miles de tomas (unidades)
6	Eficiencia comercial%	20	Redes e instalaciones %
7	Eficiencia de recolección%	21	Rehabilitación de tomas domiciliarias %
8	Eficiencia Física 1 %	22	Rehabilitación de tubería %
9	Eficiencia Física 2%	23	Relación de tasa de costo
10	Eficiencia general %	24	Relación laboral %
11	Empleados dedicados al control de fugas	25	Tomas con servicio continuo %
12	Empleados por cada mil tomas (units)	26	Usuarios suministrados con vehículos-cisterna %
13	Horas con servicio por tandeo	27	Usuarios con pago a tiempo%
14	Macromedición%	28	Volumen tratado%

Nota. Lista de indicadores tomados de la base de datos de PIGOO (\$= pesos).

Con este número de variables que a su vez incluyen datos de 51 utilidades por un período de 5 años, la técnica PCA se utiliza para determinar si más de una variable está fuertemente correlacionada con variables diferentes que son parte del estudio, que en términos técnicos Se puede considerar la multicolinealidad. En estas condiciones, es conveniente considerar el beneficio de agrupar estas variables correlacionadas considerando que en realidad están midiendo el mismo problema.

Debido a la cantidad de variables utilizadas, no fue posible trazar la nube de puntos que reflejaría visualmente el comportamiento de los datos; sin embargo, para el modelo PCA, este requisito no es necesario para el desarrollo del estudio. De esta manera, el primer paso de la PCA será la elección de los componentes principales bajo la premisa de que se explica al menos el 90% de la variabilidad de los datos. Este valor es un valor estadísticamente típico en estudios de esta naturaleza (Triola, 2009)

La separación de las variables se realizó en dos tipos: Entradas y Salidas. Esta clasificación no se refiere al desarrollo de la ACP sino al proceso de eficiencia de la DEA. Así que las variables que se trabajarán en ACP son:

Tabla 6.*Variables resultantes para el nuevo modelo PCA.*

1	Costo por volumen producido (\$ / m ³)	13	Pérdida por longitud de red (m ³ / km)
2	Dotación (litros / horas / días)	14	Pérdida por toma (m ³ / toma)
3	Eficiencia comercial%	15	Redes e instalaciones %
4	Eficiencia de recolección %	16	Rehabilitación de tomas domiciliarias %
5	Eficiencia Física 1 %	17	Rehabilitación de tubería %
6	Eficiencia Física 2%	18	Relación de tasa de costo
7	Empleados dedicados al control de fugas	19	Relación laboral %
8	Empleados por cada mil tomas (units)	20	Usuarios con servicio continuo %
9	Horas con servicio por tandeo	21	Usuarios suministrados con vehículos cisterna %
10	Macromedición %	22	Usuarios con pago a tiempo%
11	Micromedición %	23	Volumen tratado%
12	Padrón de usuarios %		

Cuando los componentes han sido seleccionados, se presentan en forma de una matriz de correlación. Este paso permite confirmar la relación entre las variables, en este caso las variables ingresan. La siguiente tabla muestra una formación triangular con su diagonal con valores de 1 porque existen los mismos conceptos en las columnas y en los ejes de las filas, por lo que la variable C en el cruce de filas y columnas tendrá un valor de correlación de 1, ya que está perfectamente

correlacionada para ser la mismo concepto Los valores por encima de 0.75 indican una fuerte correlación y debido a que la correlación ofrece el mismo resultado independientemente del orden de las variables pares, la tabla presenta una matriz triangular inferior. Para simplificar la presentación, cada variable ha sido representada por el número de variable tomado de la tabla 6.

La Tabla 7 muestra una débil correlación entre las variables elegidas, ya que pocos valores absolutos dentro de la tabla están cerca de 1. Esta condición es fundamental en el momento en que el modelo ACP decide cuántos componentes deben generarse para explicar el 90% de la variabilidad total de los datos recolectados.

Tabla 7.
Matriz de Correlación entre variables de insumo.

Variables	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
1	1.000																						
2	-0.199	1.000																					
3	0.068	0.153	1.000																				
4	0.255	0.113	0.447	1.000																			
5	0.102	-0.132	-0.084	0.166	1.000																		
6	0.026	-0.131	-0.058	0.079	0.407	1.000																	
7	-0.184	-0.223	0.140	-0.093	-0.105	0.070	1.000																
8	0.160	0.115	0.171	-0.009	-0.259	-0.211	0.161	1.000															
9	-0.020	-0.293	-0.087	-0.134	0.003	-0.073	0.215	0.173	1.000														
10	0.382	0.196	0.172	0.315	0.096	0.046	-0.101	-0.097	-0.131	1.000													
11	0.350	-0.135	0.049	0.245	0.224	0.184	-0.146	-0.114	-0.207	0.283	1.000												
12	0.258	0.187	-0.144	0.059	-0.058	0.076	-0.361	0.067	-0.276	-0.012	0.339	1.000											
13	-0.131	-0.073	-0.096	-0.184	0.283	-0.037	0.028	-0.108	0.054	-0.240	0.031	-0.006	1.000										
14	-0.083	0.061	0.061	-0.022	0.238	-0.176	0.093	0.355	0.020	-0.173	0.085	0.062	0.234	1.000									
15	0.057	-0.112	-0.015	-0.072	0.074	0.107	0.172	-0.022	0.140	0.224	0.083	0.048	0.091	-0.115	1.000								
16	-0.033	-0.200	0.142	0.084	0.160	0.124	0.014	0.218	0.090	-0.066	0.138	0.215	0.225	0.145	0.075	1.000							
17	-0.053	0.169	0.057	-0.050	-0.208	0.033	0.019	0.134	0.029	0.061	-0.024	0.060	-0.154	0.094	0.005	-0.079	1.000						
18	-0.052	0.118	0.007	-0.106	-0.112	-0.004	0.247	0.111	0.142	-0.069	-0.394	-0.110	0.113	-0.031	0.096	-0.121	0.036	1.000					
19	-0.216	-0.007	0.156	-0.116	-0.050	-0.106	0.239	0.213	0.253	-0.142	-0.252	-0.136	-0.035	0.044	-0.115	0.019	-0.014	0.031	1.000				
20	0.238	0.149	0.177	0.375	0.139	0.160	-0.424	-0.197	-0.536	0.229	0.503	0.326	-0.123	-0.044	0.002	-0.174	-0.013	-0.233	-0.160	1.000			
21	0.008	0.037	-0.125	-0.106	0.159	0.009	0.065	0.389	0.149	0.005	-0.260	0.010	-0.124	0.263	-0.058	0.186	0.082	-0.086	0.094	-0.195	1.000		
22	-0.168	0.000	0.135	0.427	-0.008	0.243	0.092	-0.122	0.079	-0.143	0.023	-0.017	-0.229	-0.158	-0.180	0.144	-0.032	-0.177	0.016	0.041	-0.046	1.000	
23	0.116	0.114	0.065	0.130	0.081	-0.055	-0.323	-0.134	-0.379	0.250	0.050	0.194	-0.238	-0.203	-0.095	0.219	0.002	-0.270	-0.029	0.204	0.075	-0.016	1.000

El siguiente paso fue considerar los datos en el análisis de los componentes principales. Fue elegido para utilizar el software Minitab debido a su desempeño en el análisis de datos estadísticos.

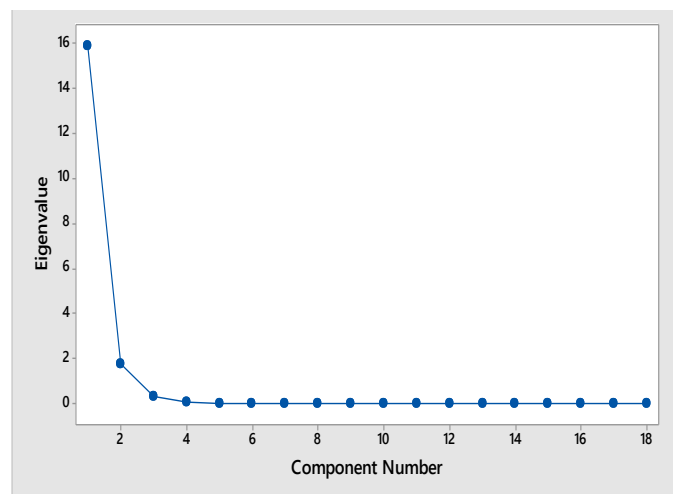
La Tabla 8 muestra que hasta la variable 15 que excede el 90% de la variabilidad explicada en la variable acumulada (resaltada en amarillo en la tabla). La Variable 1 explica esta variabilidad en 15.2%, sin embargo las otras variables (hasta 23 según la tabla 2) contribuyen individualmente no más de 2%, por lo que para lograr un 90% acumulado de la explicación de variabilidad es necesario considerar la mayor parte de Las variables, que se confirma con la fig. 1.

Tabla 8.

Matriz de correlación acumulativa de variables de insumo.

	Variables Input																						
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
Eigenvalor	3.4856	2.1209	1.9569	1.8839	1.6571	1.4554	1.2563	1.2274	1.1398	1.0042	0.8857	0.8169	0.7725	0.5979	0.5308	0.45	0.3828	0.3604	0.2907	0.2532	0.2028	0.1464	0.1222
Proportion	0.152	0.092	0.085	0.082	0.072	0.063	0.055	0.053	0.05	0.044	0.039	0.036	0.034	0.026	0.023	0.02	0.017	0.016	0.013	0.011	0.009	0.006	0.005
Accumulated	0.152	0.244	0.329	0.411	0.483	0.546	0.601	0.654	0.704	0.747	0.786	0.821	0.855	0.881	0.904	0.924	0.94	0.956	0.968	0.98	0.988	0.995	1

Fig. 15 Proporción de la variabilidad explicada por cada una de las variables.



La Tabla 9 resalta los valores que serán los coeficientes del modelo PCA. Se obtienen seleccionando el valor absoluto más alto por fila. Como se muestra en el modelo matemático de la sección anterior, el producto de estos coeficientes de factor de la j-ésima variable con cada uno de los factores será lo que determine el valor de la j-ésima variable en el caso i.

Tabla 9.
Valores obtenidos para los factores del PCA

Variable/ ACP	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8	PC9	PC10	PC11	PC12	PC13
1	0.236	0.035	0.172	-0.016	0.434	-0.166	-0.2	-0.099	-0.196	-0.311	-0.13	-0.063	0.247
2	0.084	-0.407	-0.02	-0.15	-0.097	0.253	0.363	0.131	0.11	-0.114	0.08	0.274	-0.238
3	0.082	-0.238	0.17	0.385	0.09	0.341	0.017	-0.205	0.195	0.112	-0.017	-0.062	0.175
4	0.276	-0.102	0.139	0.421	0.012	0.19	0.024	-0.05	-0.055	-0.273	0.17	0.088	-0.02
5	0.123	0.432	0.169	0.043	-0.085	0.06	0.469	-0.118	-0.211	-0.052	-0.057	0.131	0.102
6	0.122	0.312	-0.04	0.221	-0.058	-0.092	0.299	0.46	0.019	-0.025	-0.325	-0.103	0.161
7	-0.289	0.064	0.025	0.316	0.178	0.107	0.025	0.093	0.059	0.245	-0.135	-0.436	-0.163
8	-0.166	-0.261	0.476	-0.034	0.168	0.01	-0.143	0.09	-0.002	-0.122	-0.152	-0.094	-0.102
9	-0.31	0.143	0.092	0.189	0.171	-0.189	-0.143	0.007	-0.123	-0.111	0.175	0.561	0.087
10	0.258	-0.107	0.009	0.105	0.423	-0.124	0.308	-0.155	-0.005	0.101	0.156	0.126	-0.061
11	0.346	0.225	0.138	0.008	0.125	0.132	-0.285	0.094	-0.096	0.274	-0.007	0.022	-0.046
12	0.244	-0.021	0.193	-0.294	-0.061	-0.037	-0.224	0.332	0.272	-0.178	-0.244	0.175	-0.086
13	-0.109	0.363	0.057	-0.227	-0.059	0.402	0.035	-0.157	0.213	-0.048	0.136	0.137	0.158
14	-0.097	0.037	0.448	-0.177	-0.069	0.37	0.066	0.03	-0.278	0.129	0.122	-0.095	-0.064
15	-0.003	0.202	-0.031	0.008	0.444	-0.037	0.119	0.125	0.39	0.212	0.029	0.185	-0.455
16	0.006	0.199	0.431	0.093	-0.158	-0.109	-0.068	-0.032	0.543	-0.034	0.143	-0.051	0.128
17	-0.024	-0.244	0.059	-0.049	0.1	-0.022	0.082	0.506	-0.028	0.408	0.259	0.124	0.554
18	-0.219	-0.07	-0.151	-0.025	0.261	0.229	0.214	0.135	0.204	-0.485	-0.189	-0.104	0.255
19	-0.21	-0.135	0.108	0.158	-0.126	-0.009	0.012	-0.227	0.016	0.268	-0.647	0.432	0.091
20	0.417	-0.045	-0.036	-0.037	-0.023	0.214	-0.016	0.056	-0.128	0.09	-0.287	0.037	-0.079
21	-0.124	-0.068	0.408	-0.076	-0.061	-0.348	0.347	0.077	-0.204	-0.077	0.002	-0.102	-0.217
22	0.061	-0.013	-0.019	0.486	-0.367	-0.048	-0.131	0.27	-0.003	-0.174	0.155	0.098	-0.183
23	0.254	-0.155	0.059	-0.065	-0.182	-0.359	0.186	-0.305	0.303	0.114	0.013	-0.148	0.198

3.3.2. Modelo DEA

La proyección de los datos originales en los componentes principales creados es el prelude de la aplicación de la técnica DEA. El estudio de la DEA consiste en encontrar los organismos que son óptimos en términos de eficiencia, es decir, se propone una línea de acción para la maximización de la eficiencia de aquellas entidades que pertenecen a la llamada frontera eficiente (Joro & Korhonen, 2015)

La tabla 10 muestra la lista de entidades que trabajarán como DMU para el estudio de la DEA, los aportes serán los componentes principales obtenidos en la sección anterior y los resultados serán los indicadores que se adjuntan a lo que los clientes de las agencias operativas del agua Percibido como el servicio ofrecido.

Tabla 10.

Variables consideradas como DMU de entradas y salidas.

Water Operator	DMU	Water Operator	DMU	Water Operator	DMU	Water Operator	DMU	Water Operator	DMU	Input	Output
Aguascalientes, Aguascalientes	1	Cuauhtémoc, Chihuahua	11	Huachinango, Puebla	21	Naucalpan, México	31	Tampico, Tamaulipas	41	PC1	Drinking water coverage reported (%)
Cancún, Quintana Roo	2	Culiacán, Sinaloa	12	Izucar de Matamoros, Puebla	22	Nicolás Romero, México	32	Tecate, Baja California	42	PC2	Sewagen coverage reported (%)
Cd. Juárez, Chihuahua	3	Delicias, Chihuahua	13	La Piedad, Michoacán	23	Pachuca, Hidalgo	33	Tijuana, Baja California	43	PC3	Consumption (l/h/d)
Cd. Mante, Tamaulipas	4	Durango, Durango	14	León, Guanajuato	24	Piedras Negras, Coahuila	34	Tlalnepantla, México	44	PC4	
Cd. Valles, San Luis Potosí	5	Ensenada, Baja California	15	Matehuala, San Luis Potosí	25	Puebla, Puebla	35	Torreón, Coahuila	45	PC5	
Celaya, Guanajuato	6	Fresnillo, Zacatecas	16	Mazatlán, Sinaloa	26	Saltillo, Coahuila	36	Tulum, Quintana Roo	46	PC6	
Chilpancingo, Guerrero	7	González, Tamaulipas	17	Mexicali, Baja California	27	San Juan del Río, Querétaro	37	Tuxpam, Veracruz	47	PC7	
Ciudad de México, Distrito Federal	8	Guadalajara, Jalisco	18	Monclova-Frontera, Coahuila	28	San Martín Texmelucan, Puebla	38	Tuxtla Gutiérrez, Chiapas	48	PC8	
Ciudad Guzmán, Jalisco	9	Guanajuato, Guanajuato	19	Monte Escobedo, Zacatecas	29	Santa María del Tule, Oaxaca	39	Veracruz, Veracruz	49	PC9	
Córdoba, Veracruz	10	Hermosillo, Sonora	20	Monterrey, Nuevo León	30	Silao, Guanajuato	40	Xalapa, Veracruz	50		
								Zacatecas, Zacatecas	51		

Para seguir el estudio de caso, se procedió con el estudio de los resultados. Conocer la premisa de que una omisión de una entrada o salida importante da como resultado conclusiones sesgadas para un análisis de AED. El uso del análisis de correlación y los componentes principales antes de un estudio de eficiencia fue vital para la validación de los resultados de la DEA. La Tabla 11 muestra los resultados de la combinación lineal que produjo el ACP y que se establecen como entradas, en la misma tabla aparecen los valores de salida que corresponden a cada DMU.

Tabla 11.

Valores para entradas y salidas del modelo DEA

DMU/ ACP	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8	PC9	Drinking water coverage reported (%)	Sewage coverage reported (%)	Consumption (l/h/d)
1	61.398	112.694	48.022	99.047	45.402	6236.301	30.805	60.727	10.450	99.264	98.336	180.866
2	40.697	82.689	64.479	88.000	22.461	5692.546	55.109	43.933	1.957	100.000	90.940	111.622
3	64.587	133.959	2.089	89.445	45.741	26.550	69.498	59.188	3.124	97.500	93.184	172.000
4	59.547	132.239	75.663	81.649	18.156	7314.125	57.447	59.955	6.114	98.000	88.000	171.694
5	75.549	102.425	62.007	119.417	2.347	3538.311	59.295	68.286	5.820	98.822	84.778	142.748
6	73.165	104.754	56.795	83.987	42.538	5289.254	59.535	60.298	10.400	99.888	99.678	147.396
7	0.891	76.269	25.262	75.677	3.488	2026.037	31.168	111.914	4.488	68.000	88.200	159.438
8	54.524	124.296	118.479	87.820	33.946	4.702	54.074	83.642	4.090	98.010	93.736	152.380
9	20.362	131.307	41.002	88.409	15.542	27.608	33.194	66.956	0.645	96.793	95.665	270.270
10	27.545	87.835	48.773	63.661	2.073	6419.834	68.680	64.182	1.809	92.600	92.000	152.842
11	75.796	87.211	54.016	89.855	45.443	34.754	58.660	68.226	1.391	97.000	94.000	166.018
12	72.280	94.977	141.890	104.129	21.507	3193.000	64.484	70.699	2.634	99.440	98.200	148.414
13	70.526	145.568	1.569	87.750	43.971	6408.202	60.913	74.489	2.200	100.000	100.000	220.998
14	56.629	165.841	1.533	111.449	42.984	28.098	50.970	91.587	4.095	98.620	97.624	157.530
15	73.943	76.866	18.179	110.450	49.053	2087.444	70.641	76.174	11.727	99.086	92.972	154.434
16	20.193	107.194	68.218	85.228	24.878	5043.023	56.608	60.883	0.506	97.194	84.312	144.354
17	56.465	85.964	17.067	108.116	8.372	1249.727	59.372	65.126	10.153	96.800	83.600	182.738
18	61.535	87.119	42.661	68.090	35.904	4997.502	64.681	62.803	7.420	97.976	97.686	146.308
19	75.798	79.855	48.084	89.948	41.877	3583.002	62.066	64.890	3.004	91.436	92.694	124.665
20	57.102	135.433	66.770	97.030	8.193	5931.974	59.566	62.285	3.419	98.000	94.278	199.786
21	54.976	54.536	66.529	71.563	0.738	6100.840	47.978	152.488	4.734	80.000	80.000	172.000
22	5.556	116.017	56.268	85.792	41.695	10.354	50.301	67.833	9.024	90.188	78.618	190.566
23	38.356	79.193	34.674	119.458	42.889	36.836	69.852	102.674	0.802	98.300	98.426	154.854
24	72.875	56.941	33.279	106.029	48.281	2181.785	63.453	51.277	3.704	98.926	98.926	93.398
25	73.139	84.421	13.113	106.848	40.892	1049.764	53.830	47.936	3.720	96.580	87.420	185.384
26	74.704	132.395	66.942	72.647	28.356	6608.573	60.731	58.849	4.122	97.200	92.600	192.954
27	74.390	116.520	22.732	76.573	46.137	34.654	71.432	93.699	2.286	99.738	95.306	239.896
28	56.422	106.909	23.416	100.355	30.381	1584.844	56.065	61.857	12.039	99.200	98.180	187.576
29	76.119	102.409	46.698	108.868	4.054	5763.957	64.466	59.615	2.312	99.644	98.852	174.390
30	36.642	105.972	3.910	78.997	42.949	1.778	58.626	73.565	2.997	98.116	95.266	205.826
31	30.923	78.356	2.132	39.587	1.570	2.155	60.424	75.027	11.268	80.340	80.050	155.452
32	7.408	153.920	91.750	50.153	11.924	8878.103	49.272	97.883	5.919	99.425	53.500	119.150
33	57.398	67.475	57.503	106.260	4.434	4133.919	55.833	57.446	4.272	98.804	94.866	155.000
34	59.094	124.002	72.521	98.299	1.923	3193.000	60.747	61.400	2.681	98.120	98.170	204.916
35	9.373	75.908	38.056	68.493	40.275	5500.652	54.138	56.523	4.284	96.038	94.366	114.860
36	61.615	70.712	42.329	85.201	2.936	3341.693	66.273	56.411	3.803	97.632	95.186	101.724
37	71.371	72.071	50.625	54.876	27.982	3803.797	59.645	63.930	3.351	97.360	81.866	110.810
38	76.288	72.293	71.972	78.007	44.498	7411.513	52.376	66.288	3.222	91.620	97.732	103.540
39	1.542	48.760	16.078	103.793	1.886	4411.869	66.642	81.703	12.336	100.000	100.000	101.580
40	41.059	67.183	63.376	83.185	21.002	4013.652	55.089	60.704	0.466	87.920	87.900	92.404
41	70.952	184.921	2.535	108.838	45.492	1016.977	59.459	59.712	6.461	99.000	95.600	439.806
42	74.766	89.703	16.711	72.966	50.026	29.476	32.762	64.437	9.118	99.374	96.244	193.366
43	74.559	71.199	19.926	95.444	47.200	2375.734	69.971	59.485	7.490	98.900	89.264	139.838
44	70.016	110.826	113.558	63.936	40.690	8816.956	53.457	67.045	2.731	80.200	80.200	124.485
45	58.076	114.927	83.658	93.835	45.707	30.654	55.504	60.865	5.087	98.900	96.860	136.880
46	27.978	94.072	79.010	52.533	41.536	4.410	58.845	56.875	9.082	94.986	20.620	128.990
47	27.525	114.159	107.003	104.272	2.837	8176.779	51.621	61.394	10.792	86.400	58.600	111.250
48	42.831	126.763	147.920	89.828	28.293	6.537	49.483	79.094	0.780	91.600	86.400	115.342
49	47.485	144.015	55.095	97.908	38.675	34.453	69.042	92.779	4.497	98.854	84.974	274.952
50	75.375	119.577	113.924	98.949	32.141	23.214	53.489	81.301	8.447	91.764	68.252	155.000
51	28.757	91.113	59.832	108.661	44.911	5811.979	56.676	75.102	17.388	99.460	96.140	114.558

El análisis de la DEA se ejecutó en la aplicación Excel y bajo el modelo matemático general de la DEA. La Tabla 12 muestra los resultados que, además de que las DMU eficientes incluyen los valores de holgura de la técnica, estos últimos son particularmente importantes cuando se toman decisiones sobre el desempeño futuro de las empresas de agua. Los valores de 1.00 en el recuadro

de "Eff. Puntuación "corresponde al DMUS cuyo valor de frontera en uno de los indicadores lo presenta como una frontera eficiente, es decir, la eficiencia alcanza el valor de 1, para el caso de las DMU con una puntuación inferior a 1 indica" remoto "que es de un valor de borde.

Tabla 12.

Resultados del modelo DEA

DMU	Eff. score	DMU	Eff. score	DMU	Eff. score
1	1.00	18	1.00	35	1.00
2	1.00	19	0.92	36	1.00
3	1.00	20	0.96	37	1.00
4	0.96	21	1.00	38	1.00
5	1.00	22	1.00	39	1.00
6	0.96	23	1.00	40	1.00
7	1.00	24	1.00	41	1.00
8	1.00	25	1.00	42	1.00
9	1.00	26	1.00	43	1.00
10	1.00	27	1.00	44	0.92
11	1.00	28	0.9990	45	1.00
12	0.89	29	1.00	46	1.00
13	1.00	30	1.00	47	1.00
14	1.00	31	1.00	48	1.00
15	0.94	32	1.00	49	0.92
16	1.00	33	1.00	50	0.81
17	1.00	34	1.00	51	0.88

3.4. CONCLUSIONES

En este manuscrito se ha estudiado cómo los componentes principales de los indicadores de los operadores de agua contribuyeron en la esencia del comportamiento de las variables de entrada para la medición de la eficiencia, de hecho, el estudio se realizó en el sentido de compaginar con mayor conocimiento el Influencia de las variables que afectan el desempeño global de los operadores de agua.

Debido a los resultados de eficiencia mostrados en la Tabla 12, donde se observan un total de 11 DMU no eficientes de un total de 51 DMU estudiadas, se puede deducir que en el campo de los operadores de agua, la existencia de varios indicadores de rendimiento puede posicionar una agencia de operadores de agua tan eficiente incluso cuando una variable en particular no cumple. En este sentido, este trabajo debería ayudar a las organizaciones operadoras de agua en estudios posteriores en los que se involucran variables críticas para estandarizarse a nivel nacional.

Referencias

- [1] Augusto, et al., (2005). *A performance assessment approach to the Pursuit of Competitiveness Excellence: Methodology and a Framework for Implementation*. JGC Vol. 13 no. 1 & 2.
- [2] Sanchez, M. L., Villareal, G., & Cabrera, M. (2008). *Optimización Multicriterio por Análisis Envolvente de Datos*. Ingenierias, 52-59.
- [3] Buitrago, O., Palacio, O., Britto, R., & Adarme, W. (2016). *Propuesta metodológica para la selección de la configuración de centros de distribución inmóticos utiliando análisis envolvente de datos*. Ingeniare, 480-492.
- [4] Cáceres, R. Á. (1995). *Estadística Multivariante y no paramétrica con SPSS*. Madrid: Días de Santos.
- [5] De la Garza García, J., & González Cavazos, B. A. (2013). *Análisis Estadístico Multivariante*. México: Mc. Graw Hill.
- [6] González and Álvarez (2001). *From efficiency measurement to efficiency improvement: The choice of a relevant benchmark*. European Journal of Operational Research. Vol. 133 Issue 3. Pages 512-520
- [7] Drake and Howcroft (1994). *Relative efficiency in the branch network of a UK bank: An empirical study*. Omega Vol. 22 Issue1. Pages 83-90
- [8] Mendhi , T., & Soroosh , N. (2009). *A new integrated DEA model for finding most BCC-efficient DMU*. Applied Mathematical Modelling, 597-604.
- [9] Triola, M. (2009) *Estadística*. Pearson

- [10] Joro, T., & Korhonen, P. (2015). *Extension of Data Envelopment Analysis with Preference Information. International Series in Operations Research & Management Science Vol 218. Springer*

PARTE IV

FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

4.1 Trabajos Futuros

Un modelo que se trabaje debe obtener para cada DMU los valores que maximicen los grados de satisfacción y que permitan distinguir las características de un estudio de selección de tecnología. El modelo debe contener un indicador de eficiencia (o de eficacia) que traduzca la capacidad técnica de las herramientas en un valor que permita identificar las fronteras eficientes.

El reto de estudios futuros puede estar en los problemas aún latentes para definir la unidad más eficiente (DMU eficiente) como opción para quien toma las decisiones, más de un autor coincide en la complejidad de identificar la DMU óptima. Si se va a establecer un modelo debe asegurarse que no se omitan variables que sean críticas.

El DEA presenta una condición de ventaja en el estudio que es el hecho de que al final de un estudio DEA no solo menciona las DMU's que son frontera eficiente sino que expone el desempeño global de las DMU's, lo cual permite conocer los valores que deberían tener los elementos que resultaron ineficientes para modificar y mejorar sus diseño y volverse eficientes.

Otro de los fundamentos para evaluar la eficiencia de una selección de tecnología es su capacidad para comparar tecnologías que normalmente no son comparables, porque no encajan en las mismas condiciones, y definir aquellas entidades que son fronteras eficientes al ser las mejores opciones desde una particular condición.

Un estudio futuro consiste en plantear la utilización de DEA combinado con Diseño de Experimentos DOE para robustecer la toma de decisiones. En los capítulos considerados se plasmó la situación que a menudo se presenta por la condición de que el número de DMU's no es un valor grande en comparación con el número total de inputs y outputs del análisis, esto vuelve al modelo trabajado un modelo con poca capacidad de discriminación.

Como respuesta a un contexto de competitividad en particular en el sector industrial automotriz en donde la precisión, la calidad y los costos son importantes (Becker, Ozkul, & Stilla, 2011) se promueve la práctica de esta investigación como parte del desarrollo tecnológico en particular en campos como el control de calidad, metrología de ingeniería inversa e incluso diseño de elementos ergonómicos.

ANEXOS

ARTÍCULOS PUBLICADOS

ANEXO 1

Data Envelopment Analysis application in the evaluation of efficient measurement instruments

Data Envelopment Analysis application in the evaluation of efficient measurement instruments

José Sánchez
Uriel Rivera-Ortega
(UPAEP 2018)

Abstract

The following article incorporates operational efficiency analysis in the context of dimensional metrology with a focus on technology selection- the objective is to evaluate measurement technologies under similar conditions and according to the physical characteristics of the instruments. The document proposes a selection of variables that allow comparing the attributes of the measurement process in different instruments for a specific piece – in such a way that the methodology shown can be applied to pieces with similar characteristics. The instruments are within the field of dimensional metrology and are representative of those commonly used in the industrial and the academic sector in the country. The contribution of this work consists of carrying a statistical tool normally used in managing organizational operations towards a technical environment such as dimensional metrology. The results present an opportunity for future research by combining the fields of metrology and efficiency analysis.

Keywords: Data Envelopment Analysis, Analysis of the Measurement System, Measuring instrument.

0 Introduction

To recognize the success or failure of a manufacturing company practically all production systems are evaluated in some way for example from technical, economic or even social indicators. There are different ways of assessing the efficiency of a manufacturing system and in all these forms it is necessary to measure the appropriate elements to generate data from the evaluation system. The importance of the measurement data lies in the fact that the decision to adjust a process is made based on the information acquired. If the data that result from measuring the behavior of a manufacturing system, bias and variation are considered as low quality data and condition the benefit of decision making. The magnitude of the variation and the degree of bias are factors included in an Analysis of the System of Measurement (MSA)

A measurement system involves 6 fundamental elements according to the Automotive Industry Action Group (AIAG); Pattern, Workpiece, Instrument, Person, Procedure and Environment. In this sense, the evaluation made by the measurement system is linked to the concept of error and the error measurement is nothing more than the cumulative analysis of the variations due to the 6 mentioned elements. The dilemma of assigning a numerical value to error consists in the usefulness of the results and in the similarity of the conditions of evaluation that tend to a just conclusion.

This work focuses on one of the elements of the measurement system: the instrument. The intention is to value each instrument from an efficiency analysis. Due to the different characteristics of each instrument applied to the same workpiece, we chose the use of a nonparametric statistical technique called Data Envelopment Analysis (DEA) which has the advantage of compressing information obtained from different types of variables to reach a single result [1]. In this way the present document focuses on the process of discerning the variables involved in the measurement system to relate them to an even more complex issue that is the correct selection of technology. Beyond choosing an instrument by characteristics such as price or availability, this work shows the application of a statistical tool commonly used in administrative areas and leads to a technical-technological environment.

1 Theoretical framework

1.1 Measuring Instrument

Vernier type gauge

The Vernier scale in the traditional version allows obtaining three types of length measurements: exterior, interior and depth [2]. The Vernier (also called caliper or gauge) has a main scale and an additional one that facilitates the conversion of the units with which they are operated. For the calibration of the instrument, individual standard blocks are used. This instrument can perform readings with a metric approximation of up to 0.02 mm on the international scale and 1/128 or 0.001 inches on the English scale.

This instrument requires greater caution on the part of the operator who performs the readings specifically in the application of the measurement method, for example the pressure applied to the instrument, the contact made by the jaws on the object or the correct definition of a fixed reference. In general, Abbe's errors and the law of parallax are the main obstacles for this instrument. The measurements with this instrument should be repeated with more occasions, but in contrast it is quick and easy to use it.

Technical Publication CNM-INC-PT002 [10] of the National Metrology Center (CENAM) in Mexico describes Abbe's error (E) as the gap that exists between the surfaces that cross the scale of the vernier; this gap produces a reading error that can be quantified on the measurement line. The Abbe error establishes to align the measurement axes of the instrument with an imaginary axis of the piece from which the reading is taken.

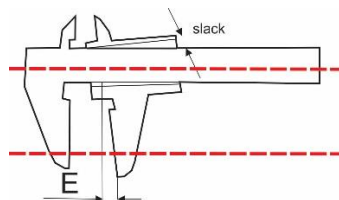


Fig. 1 Alignment of axes in the Abbe error (CNM-INC-PT002).

There is a parallax error because the scales of the vernier do not coincide, each one is in the front of two guides, of which one is movable, however, it transfers this effect directly to the types of the vernier. It can be said of this error as something inevitable, because the construction of a vernier is based on a fear by which a guide runs under certain restrictions of the positional relation with respect to other main guide CNM-INC-PT002 [11].

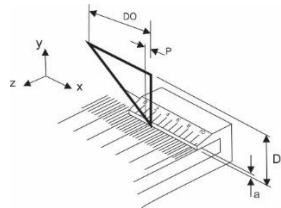


Fig. 2 Deviation of vernier scales (CNM-INC-PT002)

Where:

Do is at the front distance considering the eye of the one who takes the reading.

P is the parallelism that exists as a difference between the location of the human eye and the scale of the instrument.

DF is the vertical distance from the scale of the instrument and the position of the reader's eye
a is the thickest in the construction of the scale of the instrument versus the guidelines of the instrument.

The operator must adopt the ability to obtain readings regarding the limitations of data recognition, visual acuity and resolution power. In the parallax error in the position of the operator's eye is very important, for example, when both eyes are used to take the reading, it will be known that at least one will have the effect of parallax. Whether the view is to the right or left there is a variation that is related to the height of the mismatched planes within the front mechanism of the instrument.

This type of error can be minimized if the height ("a") that separates each of the fixed and mobile scales of the calibrator is reduced even in the hypothetical case of becoming zero. There are more than 20 vernier models that can be used in specific cases, in figure 3 the examples of vernier models that were evaluated in this work are shown according to the characteristics of the piece to be measured [9].



Fig. 3 Tip gauge types. Source Mitutoyo®.

Laser scanner

The technology of laser scanner allows in a short time to acquire with a high level of detail the geometric relief of the object that is scanned. When the laser light emitted by a computer is reflected on the object it is possible to create constructions in three dimensions and transfer them by means of software to a system with greater possibility of use [3].

What can be highlighted in laser scanning technology is the versatility of this type of instruments to adapt to the measurement conditions, the effectiveness of a laser is the precision with which elements are captured in a limited context where for other tools it would be difficult not only achieve an accurate record but get a reading. The use of the laser technique for measurement brings with it a characteristic that can be considered as a virtue or defect; as a virtue in the case of taking advantage of the enormous amount of information that is translated as a point cloud and that is reflected in a high-level detail of the object that is to be represented, as a defect because the same large amount of information makes the processing slow of images, so that not any computer equipment can be considered suitable for this type of work [4].

The basic principle of operation of the laser scanner is supported on two elements; while a mechanism is responsible for measuring the distance to where the laser beam reaches the other mechanism is responsible for scanning the laser light on the body that is scanned. The result of laser scanning is the generation of a cloud of points organized according to a simple coordinate system, in some equipment the reference of origin is in the center of the equipment in such a way that the points obtained by scanning are positioned within a three-dimensional system.

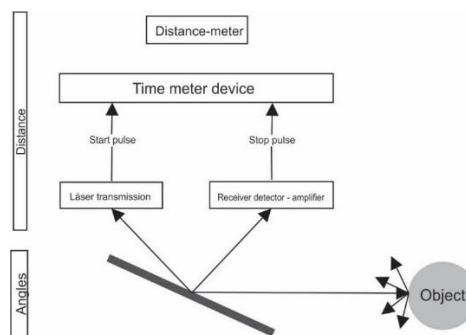


Fig.4 Principle of Laser Operation (I. García-Gómez).

Optical Comparator.

The optical comparator is also known as a profile projector and is used to measure small parts by amplifying its image on a screen. It is useful when there is interest in the piece being measured in the angles between the faces of the piece. Its operation is based on a projection lens, a piece clamping system and a translucent screen. They are classified according to their type of lighting in horizontal and vertical without a significant

difference in the result of the measurement. This lighting system allows the measurement focused on the counter or on the surface (or even both simultaneously).

The part's clamping system is part of the measurement method itself since in this instrument in the initial calibration settings reference lines of the projection screen are used to align the piece with respect to a point of origin denoted by the position of the path within the fastening system.

An advantage of this instrument is that it can be equipped, for example, with linear scales, templates or some other addition that give comfort in the measurement work, especially in repetitive jobs.

1. 2 Data Envelopment Analysis (DEA)

Data Envelopment Analysis is an iterative method based on linear programming that aims to measure the efficiency of a system in relation to an optimal value. The iterative process is actually an optimization model guided by historical values and that reflect the performance of the system under study. This process of optimization presents problems when more than one measure of performance is required or between the performance indicators of the system, there are conflicts; The solution to this type of problems is not concentrated on obtaining a single optimal solution, but on creating a set of favorable solutions called the efficient frontier [5]. The efficient frontier of the DEA shows the relation between the products of the System (Outputs) given the inputs involved (Inputs).

The utility of the DEA technique is that it allows to recognize in the units of measurement (DMU's) used, those that are below the efficient frontier, moreover, this technique allows to recognize the distance and location that separates the DMU. Ordinary of those that behave as the efficient frontier of the System, this concept gives rise to the so-called orientation towards Outputs or towards Inputs as working models of the DEA [12].

Combining the knowledge of the DEA technique, it is relevant to consider the problem of the technique when working with system evaluation variables that do not represent the performance of the system, either because not all the representative variables of the system are included or because too many have been included. this generates that the technique is not discriminating enough and the decision making based on the results of the AED is biased.

2 Methodology

The selection of variables was obtained through an analysis of the general conditions of dimensional measurement equipment proposed in the previous section. The analysis of the instruments in question not only involved a review of literature, but also a review of websites,

product catalogs and manuals and operating instructions that show the specific technical characteristics of the instruments, this review determined the variables considered in this study [6-9].

The variables that were not applicable for the study were filtered, either due to their technical or economic characteristics. Although an analysis of efficiency between different technologies is intended, the focus of this work is oriented towards a technical field rather than the commercial one, for this reason the variables of economic type such as the cost of the instrument, maintenance cost or cost of calibration are not considered within the study.

The categorization of the variables involved in inputs and outputs used the error in the measurement as the main axis of this efficiency analysis. The error is defined as the difference between the nominal or the true value of the object and the measured value. There will always be errors in the measurement since it is not possible to separate the imperfection of the instruments, the means of observation, the staff's senses or environmental causes, this definition originates what is known as "absolute error". There is also the relative error defined as the ratio of the absolute error between the nominal value or true value. Typically, the relative error is expressed as a percentage, which favors the understanding of the reading taken and provides better information to quantify the seriousness of the error [2].

The variables in the study are not statistically affected by the presence of multicollinearity between the data of the variables, this reason justifies that no correlation and multivariate statistics studies were performed, unlike other studies associated with the DEA technique.

The variables considered for this study are:

Tolerance.

Defined as the total amount in which it is allowed to vary to a certain dimension, this is that once it is known that there is no process or perfect product the owner of the piece allows a difference by up or down or the nominal value of the measure which is called upper and lower specified limits. The intention to define a tolerance lies in allowing the manufacturing process a real and fair comparison between the dimensional characteristics of the element to be measured and the effectiveness of the measurand.

Precision.

It is defined as the absence of systematic errors and is related to the degree of similarity between two or several consecutive measurements of the same object with the same device and the same procedure. Even a series of measurements that are far from the nominal value, but close to each other reflect a high level of accuracy.

Resolution of the instrument.

It is defined as the smallest division or the smallest reading that can be done with a measuring instrument. For the specific case of 3D scanners, the resolution does not change even though the software used as an interface is modified because the resolution of the instrument is attached to the instrument and not to the peripheral elements.

Environmental conditions.

They are defined for this study as the temperature in the workstation where the measurements are obtained. At times, humidity, height at sea level or atmospheric pressure could also be considered.

Repeatability

It is defined as the variation of the measurements made by the same operator on different occasions, but using the same measurement conditions, same instrument and the same piece of work.

Accuracy.

It is defined as the agreement of a measurement with the known true value for the quantity that is being measured, the term is related to the concept of error defined as the deviation between the measured value and the value of a reference pattern taken as true.

Speed in results.

They are defined in this study as the minutes needed to obtain a measurement from the moment in which both equipment, part and measurement conditions are suitable to start the measurement.

Description of the piece.

A suitable piece was chosen to be used with the different instruments, both in size and shape. The path is part of an assembly so the true value is defined according to the manufacturer's specifications.

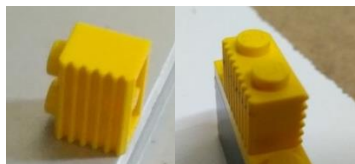


Fig. 5 Sample piece for measurement.

2.1 Readings with Vernier.

It is the most common instrument in the industrial sector because of the ease with which it can be transported and the speed of measurement. The study did not require more preparation than activating it with a movement and although the conversion between millimeters and inches was not used, the digital screen does the conversion immediately. As shown in Figure 6, the care and protection of the instrument are important to the reliability of future data.



Fig. 6 Vernier protection.

Specifically, in this work we opted for the tip vernier model because it facilitates reading between "valleys and ridges" that the piece that is the object of measurement has. Figure 7 shows that unlike a conventional vernier, the instrument used in this work acquires an advantage both in the speed of obtaining measurements and in the quality of the data it yields.

The measurement of the piece did not require the tuning of the equipment or complementary peripheral equipment, although this vernier model has an interface to carry the data to a computer equipment. The taking of readings did not follow any method out of the convention, so the results were given instant.



Fig. 7 Mitutoyo ® Vernier tips.

Readings with optical comparator.

An optical comparator of the horizontal type Mitutoyo model PH-14 was used. The taking of readings initially requires what is known as "Commissioning" of the equipment so that the referential corner was defined in the work piece, it was ensured at each reading start the placement in zero on both the X and Y axis, the 0 ° profile of the rotary screen was adjusted and the type of lighting of the equipment was adjusted.

The measurement method included positioning the piece in the same way to start the data collection always with the same working pattern. Given the physical characteristics of the workpiece, it was not necessary to fix the piece or mechanical adjustments to fasten the piece. Figure 8 shows the take both the measurement panel and the reader board.

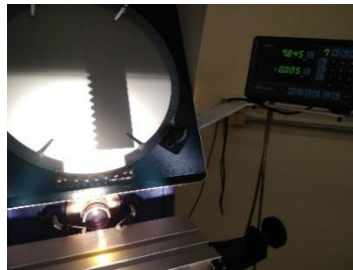


Fig. 8 Initial setting of the optical comparator.

Readings with the laser scanner.

The laser scanner requires complements for the operation that consist of the software that transfers the readings made to the piece and takes them to the computer in the form of a mesh or a cloud of points by which other software recognizes this cloud of points in positions in 3D so you can measure the virtual distance existing in the piece obtained.

The 3D scanner uses as a reference targets that are positioned on the piece and the main planes of the workstation. Once the work area is defined, the scanner is activated to find the points that will be your reference throughout the different measurements. To follow the configuration of the software-scanner, 4 elements are defined: the laser power, the level of the shutter, the ram memory with which it will be worked and the level of detection that feeds the operator to know if it is too close or too far from the piece as to lose sight of the targets with which the scanner is located and takes reference.



Fig. 9. A 3D Scanner equipment used in the measurement.

The image no. 9 shows the Scanner 3D model Handy Scan Exascan 30635 from Creaform, the scanning software that the creative company includes for this equipment is VX elements. The software requires an initial configuration to ensure the optimum performance of the parts to be

scanned. Initial equipment configuration tests were performed from the VX elements software resulting in optimal levels in:

65% laser power.

Shutter: 12.6 milliseconds.

Detection and cover image: 85%.

Once the equipment is configured as shown in figure 10, a first "sweep" of the work area is performed where the scanner detects the points or targets that will be referenced in subsequent measurements.

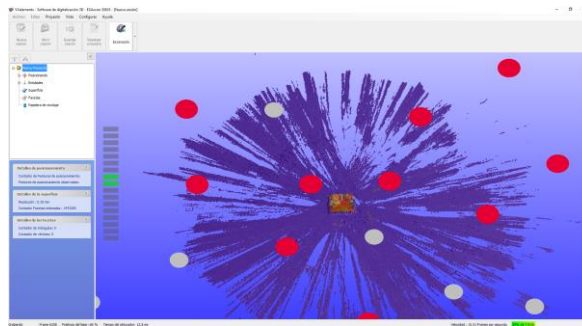


Fig. 10 Scanning reference targets for the scanner.

The result of the measurement is a cloud of points according to the piece worked, with the scale 1: 1 and with the resolution, accuracy and other variables shown in table 11 of results. The resulting file is of type .jt which allowed it to be taken to other design software to determine the distances from one point to another.

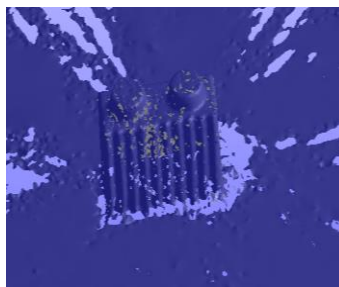


Fig. 11 Mesh resulting from 3D scanning

Once the readings of the different teams were gathered, the information concentrate was made in the calculation table no. 1 were 3 main points stand out; first the categorization of the variables involved in inputs and outputs, second the value of the variable of environmental conditions is a dummy type like 0 to denote that the temperature does not affect the measurement and 1 for the opposite case. The third point to note is that the value of accuracy and repeatability result of a statistical calculation process under the guidelines of the AIAG

manual for the analysis of the Measurement System, of which the repeatability study is a part [11] the first is a difference of the nominal value and in the second case a variance exercise is performed to determine the degree of Affection of the same operator measuring the same piece. Both accuracy and repeatability are dimensionless and absolute.

Instrument	Inputs					Outputs	
	Tolerance mm.	Precision mm.	Resolution of the instrument mm./ m	Environmental conditios (dummy)	Repeatability	Speed in Results (minutes)	Accuracy
Vernier	0.020	0.010	0.100	0	0.73	1	0.0350
Optical Comparator	0.020	0.001	0.001	0	0.45	3	0.0330
Lases Scanner	0.020	0.040	0.100	1	0.65	45	0.0378

Table 1. Result lectures.

The DEA analysis was performed on the Excel® platform and is presented in table 2 in a summary that indicates efficient entities; Both the optical comparator and the laser scanner are part of the efficient frontier from the technical aspect of the variables included in the study. It has occupied the CCR model that is a DEA model focused on the use of inputs as a means to reach an optimal result.

What is shown in the table is that the only instrument that does not reach an efficiency level in any aspect is the vernier, that is, in the relationship formed by tolerance versus accuracy or for example the combination of repeatability, precision and resolution versus speed in results did not indicate that the vernier had any advantage over the other two teams in the study. In fact, what the DEA technique has done is a series of iterations always looking for the best result from the restrictions posed in the teams involved.

DMU	Eff. score	Virtual inputs	Virtual inputs	Virtual inputs	Virtual inputs	Virtual inputs	Virtual outputs	Virtual outputs	Pears ---->
		Tolerance mm.	Precision mm.	Resolution mm./ m	Environmental Conditions	Repeteability	Speed in results	Accuracy	
1 Vernier	0.333333	0.00667	0.00033	0.00033	0.00000	0.15000	1.00000	0.00000	2(.333)
2 Optical comparator	1	0.02000	0.00100	0.00100	0.00000	0.45000	3.00000	0.00000	2(1)
3 Laser Scanner	1	0.02000	0.04000	0.10000	1.00000	0.65000	45.00000	0.00000	3(1)

Table 2 of efficiencies results.

This solution is interesting if one considers that the vernier for its practicality and its low economic value is the most used instruments in the work environment. It is possible to consider improvements in the study for the vernier and make it reach an efficient state if improvements are observed in the measurement method with a view to improving the repeatability factor, something that coincides with reality since being such an easy tool in its use is also common that the method of taking a piece to measure it is done with freedom for the operator.

3 Conclusions

The result of applying this DEA study to the technical field allowed us to observe that it is possible to improve a complete measurement system from the most basic actions such as the correct choice of measuring instrument. The initial idea of incorporating a statistical management tool, as in the case of the DEA tool to the field of technology selection, also results in the benefit of research, since it gives results in terms of the fact that it presents a vision of the way in which it can be applied. improve not only the production scope, but the measurement system that is a fundamental axis in manufacturing companies.

This research contributes both in the practice of statistical tools and in the field of metrology since it allows visualizing techniques that converge in a clear intention of a production organization that is to optimize and be more efficient and productive.

The continuation of this work would include the adoption of other types of instruments in a possibly more complex system that addresses the issue of technology selection in strategic business planning.

References

- [1] Augusto, et al., (2005). A performance assessment approach to the Pursuit of Competitiveness Excellence: Methodology and a Framework for Implementation. JGC Vol. 13 no. 1 & 2.
- [2] Gonzalez, C., & Zeleny, R. (1995). Metrología. México: Mc. Graw Hill.
- [3] Fatuzzo, G., Mangiameli, M., Mussumeci, G., & Zito, S. (2014). Laser Scanner Data Processing and 3D Modeling Usin a Free and Open Source Software. Proceedings of the International Conference on Numerical Analysis and Applied Mathematics, 780010_1- 780010_5.
- [4] García-Gómez, I., Fernández de Gorostiza, M., & Mesanza Moraza, A. (2011). Láser escáner y nube de puntos. Un horizonte aplicado al análisis arqueológico de edificios. Arqueología de la Arquitectura , 25-44.
- [5] Joro, T., & Korhonen, P. (2015). Extension of Data Envelopment Analisis with Preference Information. New York: Springer
- [6] Creaform. (S.F.). Creaform. Obtenido de <https://www.creaform3d.com/es>
- [7] Midexacto. (S.F.). Midexacto. Obtenido de <https://metrologiamidexacto.com/>
- [8] Mitutoyo. (S.F.). Obtenido de <http://www.mitutoyo.com.mx/>
- [9] Mitutoyo. (S. F). Catálogo de productos técnicos. México, México.

- [10] Centro Nacional de Metrología CENAM. (Enero de 2009). Guía de Trazabilidad metrológica de los valores asignados a los calibradores y material de control de empleados por el laboratorio. México.
- [11] Centro Nacional de Metrología CENAM. (2013). Guía Técnica de Trazabilidad metrológica e Incertidumbre de Medida en Metrología Dimensional. México.
- [12] Group, A. A. (S.F.). AIAG: Automotive Industry Action Group. Obtenido de <https://www.aiag.org/>
- [13] Sanchez, M. L., Villareal, G., & Cabrera, M. (2008). Optimización Multicriterio por Análisis Envolvente de Datos. Ingenierías, 52-59.

ANEXO 2

Use of Main Components and Data Envelopment Analysis to Evaluate the Efficiency of Water Operators

Use of Main Components and Data Envelopment Analysis to Evaluate the Efficiency of Water Operators

José Sánchez
Uriel Rivera-Ortega
(UPAEP 2018)

Abstract

The purpose of this work is to analyze the efficiency of Water Operator Organizations of México from the premise that each operator organization is in different working conditions and evaluated from different performance indicators, so obtaining efficiency for each organism could ambiguously arise in this regard, this manuscript paper provides from analysis of generalized variables and their relationship with factors of operation those variables that influence the efficiency process. This document is based on a free database from the Program of Indicators of Management of Operative Organizations (PIGOO in spanish), which initially involves 139 municipal water systems throughout the Mexican Republic. The result highlights the influence of certain variables in the performance of the operation of water systems, according to this, the usefulness of this work is expected to contribute by defining elements that improve the competitiveness of the aforementioned organizations.

Keywords : Data Envelopment Analysis (DEA) , Principal Components Analysis (ACP) , Water Operators

0 Introduction

Efficiency is presented as an indicator of the competitiveness of organizations. There are various studies that have displayed methodologies by analyzing multiple criteria, in order to improve strategic competitiveness [1]. These techniques as an efficiency measurement method try to evaluate the performance of an entity with respect to an optimal value. Although it is possible to identify the best governmental practices by comparing economic elements, the optimization process of the organizations is guided by more than one measure of performance, which is a problem when there is not explicit relationship between performance measurements. The solution for this type of problems is not concentrated on obtaining a single optimal solution, but on creating a set of favorable solutions called efficient frontier [2]. To find this efficient frontier a nonparametric technique of interest is the Analysis Data

Envelopment (DEA) which shows the maximum relation of the products (outputs) by giving their inputs (inputs).

In addition to the problem of conflict between measurements of performance, there is also the problem related to the amount of data associated with a number of variables performance; the number of variables in the DEA study should ensure that the number of alternatives is sufficiently discriminated to obtain the efficient frontier [3]; although for the first problem DEA technique resolves the conflict between performance measurements. The second problem is approached from the technique called Principal Components Analysis (PCA), which aims to reduce data by grouping relatively homogeneous variables. This transformation of a wide set of variables with high correlation leads towards a reduced set of variables that explains most of the variations in the data [4].

1 Theoretical framework

The structured theory about the exploration and understanding of the competitiveness factors, as well as the relationship between the variables and the determination of the efficient frontier, are concentrated in the Principal Component Analysis and DEA techniques which will be below.

1.1 Principal Component Analysis

In the most investigations and study cases, the most frequent is to take as much information as possible and collect the largest number of variables involved and, consequently, a quantity of data of a different category. It is possible that in a collection of research data, these are interrelated from the different variables in which they have been included, this condition presages variability in a study, so it is necessary to reduce the number of variables under the theoretical justification that variables with strong correlation are actually measuring the same concepts but from different approaches.

The PCA consists of concentrating the information contained in an original set of variables to take it to another set of variables, always in smaller quantity than the original ones, therefore if there is a set of K original variables, the information is transformed into a set of W components being $W < K$ [4], each of these W components are translated into factors as a result of a linear combination of the K variables. The utility of the PCA is to take advantage of the fact that the resulting factors reflect the variability of the original groups. In PCA the first main component is the axis that passes through the center of the data and minimizes the distance of each data point to the same axis explaining the behavior of a group of data, the rest of the components arise as other axes that have the purpose of explaining what the first main component could not do, however one characteristic to be fulfilled by the following main components is that they must be orthogonal (independent) and pass through the centroid of the data. The

variability explained by each axis gives place (originates) to the concept of eigenvalue which can also be expressed as a percentage of the total variation.

The mathematical model of the ACP is defined as follows [4]:

$$X_{ij} = a_{1j}F_{i1} + a_{2j}F_{i2} + \dots + a_{Kj}F_{iK} \quad (1.1)$$

Where X_{ij} is the value of the j-th variable in the i-th case resulting from the product of $a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{Kj}$, as vector of constants and each of the factors F.

This model expresses that the information of the variables is explained entirely by the "K" factors. De la Garza & González [5] worked with the proportion of the variability of each variable by the factors, this is the reason that in PCA the initial value of all the variables is equal to 1. The components are chosen according to the highest variance, a form to maximize the variance is increasing the coefficients a_{Kj} maintaining the orthogonality of the transformation, which requires that the vector $a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{Kj}$ be equal to 1, that is [4]:

$$\sum_{i=1}^K a_{ij}^2 = 1 \quad (1.2)$$

1. 2 Data Envelopment Analysis (DEA)

The objective of a Data Envelopment Analysis is the formation of enveloping faces that define the efficient and inefficient units. In this case it is as important to know the "best" as to know the distance (actions) that separates the efficient Decision Measurement Units (DMU) of those who are not. This will be a guideline for the progress of the entities who wish to achieve the called benchmarks (optimal entities). This situation presents an implicit problem in relation to the "goals" that less efficient DMUs must reach because common sense explains the impossibility of competing with benchmarks for which the efficiency is too great to look for a comparison, in terms of González and Álvarez [6] DEA analyzes could be reconfigured to seek a single-stage procedure to achieve closer efficiency goals.

While a virtue of the DEA is obtaining efficiency in the use of multiple units in its function of inputs or products, also presents some criticism in that it does not contemplate influences on the process productive, which generates uncertainty in the final results, in studies by Drake and Howcroft [7] it is mentioned that the DEA is capable of working better if the number of observations is close to twice the sum of Inputs and Outputs, which would indicate that in studies with small samples should be added relatively too many categories, this results in a complexity to identify the optimal DMU, however the DEA models create from iterations a progress in the proposal to choose the efficient DMU [8].

2 Methodology

This work was carried out through an investigation of institutional references related to competitiveness factors that allude to the efficiency of municipal entities. From the database of PIGOO, an explanatory study was documented, since the appropriate variables for the efficiency study were determined. Initially, 139 municipal water operators were considered from all over the republic. However, under a discrimination process, the study contemplated 51 organisms, the reason for excluding certain organisms consisted of not having complete information in all the study variables from 2010 to 2015; the research process is used for the integration of statistical techniques in order to model the influence of social variables in the performance of municipal water operators.

2.1 Selection of variables with ACP

The study begins with the collection of the information corresponding to the variables involved with the performance of the water operators in the different municipalities of the country; showing that isn't competition in the service offered regarding to the distribution of the drinking water and drainage network, because each municipality and/or the metropolitan area is represented by a single water operator.

Under this principal condition, each municipality will be considered as a DMU object of efficiency study under the following indicators:

1	Drinking water coverage reported%	15	Micromeasurement%
2	Sewage coverage reported%	16	User registry%
3	Consumption (liters / hours / day)	17	Losses by network length (m ³ / km)
4	Cost between produced volume (\$ / m ³)	18	Losses per intake (m ³ / intake)
5	Equipment (liters / hours / day)	19	Claims per thousand intakes (units)
6	Commercial efficiency%	20	Networks and facilities%
7	Collection efficiency%	21	Rehabilitation of household outlets%
8	Physical efficiency 1%	22	Rehabilitation of pipe%
9	Physical efficiency 2%	23	Cost-Rate Ratio
10	Overall efficiency%	24	Working relationship %
11	Employees dedicated to leak control	25	Outlets with continuous service%
12	Employees per thousand intakes (units)	26	Users supplied with pipes%
13	Hours with service in the sampling area	27	Users with payment on time%
14	Macromeasure%	28	Volume treated%

Table 1. List of indicators taken from the PIGOO database (\$=mexican pesos).

With this number of variables which in turn include data for 51 utilities for a period of 5 years, the ACP technique is used to determine whether more than one variable is strongly correlated with a different variables that are part of the study, that in technical terms one can consider multicollinearity. In these conditions it is convenient to consider the benefit of grouping these correlated variables considering that they are actually measuring the same issue.

Due to the number of variables used, it was not possible to plot the point cloud that would visually reflect the behavior of the data, however, for the ACP model, this requirement is not necessary in the development of the study. In this way, the first step of the ACP will be the choice of the main components under the premise that at least 90% of the variability of the data is explained. This value is statistically typical value in studies of this nature [9]

The separation of the variables was carried out in two types: Inputs and Outputs. This classification does not concern with the development of the ACP but with the efficiency process of the DEA. So the variables that will be worked in ACP are:

1	Cost between produced volume (\$ / m ³)	13	Losses by network length (m ³ / km)
2	Equipment (liters / hours / day)	14	Losses per intake (m ³ / intake)
3	Commercial efficiency%	15	Networks and facilities%
4	Collection efficiency%	16	Rehabilitation of household outlets%
5	Physical efficiency 1%	17	Rehabilitation of pipe%
6	Physical efficiency 2%	18	Cost-Rate Ratio
7	Employees dedicated to leak control	19	Working relationship %
8	Employees per thousand intakes (units)	20	Outlets with continuous service%
9	Hours with service in the sampling area	21	Users supplied with pipes%
10	Macrommeasure%	22	Users with payment on time%
11	Micrommeasurement%	23	Volume treated%
12	User registry%		

Table 2. List of indicators of inputs variables for the ACP study (\$=mexican pesos).

When the components have been selected, they are presented in the form of a correlation matrix. This step allows confirming the relationship between variables, in this case variables type input. The following table shows a triangular formation with its diagonal with values of 1 because the same concepts exist in the columns and rows axis, so the variable C in the row and column crossing will have correlation value of 1 since it is perfectly correlated to be the same concept. Values above 0.75 indicate strong correlation and because the correlation offers the same result regardless of the order of the even variables, the table presents a lower triangular matrix. To simplify the presentation, each variable has been represented by the variable number taken from table 2.

Table 3 shows weak correlation between the chosen variables since few absolute values within the table are close to 1. This condition is fundamental at the moment in which the ACP model decides how many components should be generated to explain 90% of the total variability of the data collected.

Variables	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
1	1.000																						
2	-0.199	1.000																					
3	0.068	0.153	1.000																				
4	0.255	0.113	0.447	1.000																			
5	0.102	-0.132	-0.084	0.166	1.000																		
6	0.026	-0.131	-0.058	0.079	0.407	1.000																	
7	-0.184	-0.223	0.140	-0.093	-0.105	0.070	1.000																
8	0.160	0.115	0.171	-0.009	-0.259	-0.211	0.161	1.000															
9	-0.020	-0.293	-0.087	-0.134	0.003	-0.073	0.215	0.173	1.000														
10	0.382	0.196	0.172	0.315	0.096	0.046	-0.101	-0.097	-0.131	1.000													
11	0.350	-0.135	0.049	0.245	0.224	0.184	-0.146	-0.114	-0.207	0.283	1.000												
12	0.258	0.187	-0.144	0.059	-0.058	0.076	-0.361	0.067	-0.276	-0.012	0.339	1.000											
13	-0.131	-0.073	-0.096	-0.184	0.283	-0.037	0.028	-0.108	0.054	-0.240	0.031	-0.006	1.000										
14	-0.083	0.061	0.061	-0.022	0.238	-0.176	0.093	0.355	0.020	-0.173	0.085	0.062	0.234	1.000									
15	0.057	-0.112	-0.015	-0.072	0.074	0.107	0.172	-0.022	0.140	0.224	0.083	0.048	0.091	-0.115	1.000								
16	-0.033	-0.200	0.142	0.084	0.160	0.124	0.014	0.218	0.090	-0.066	0.138	0.215	0.225	0.145	0.075	1.000							
17	-0.053	0.169	0.057	-0.050	-0.208	0.033	0.019	0.134	0.029	0.061	-0.024	0.060	-0.154	0.094	0.005	-0.079	1.000						
18	-0.052	0.118	0.007	-0.106	-0.112	-0.004	0.247	0.111	0.142	-0.069	-0.394	-0.110	0.113	-0.031	0.096	-0.121	0.036	1.000					
19	-0.216	-0.007	0.156	-0.116	-0.050	-0.106	0.239	0.213	0.253	-0.142	-0.252	-0.136	-0.035	0.044	-0.115	0.019	-0.014	0.031	1.000				
20	0.238	0.149	0.177	0.375	0.139	0.160	-0.424	-0.197	-0.536	0.229	0.503	0.326	-0.123	-0.044	0.002	-0.174	-0.013	-0.233	-0.160	1.000			
21	0.008	0.037	-0.125	-0.106	0.159	0.009	0.065	0.389	0.149	0.005	-0.260	0.010	-0.124	0.263	-0.058	0.186	0.082	-0.086	0.094	-0.195	1.000		
22	-0.168	0.000	0.135	0.427	-0.008	0.243	0.092	-0.122	0.079	-0.143	0.023	-0.017	-0.229	-0.158	-0.180	0.144	-0.032	-0.177	0.016	0.041	-0.046	1.000	
23	0.116	0.114	0.065	0.130	0.081	-0.055	-0.323	-0.134	-0.379	0.250	0.050	0.194	-0.238	-0.203	-0.095	0.219	0.002	-0.270	-0.029	0.204	0.075	-0.016	1.000

Table 3. Correlation matrix between variables inputs.

The next step was to consider the data in the analysis of principal components. It was chosen to use the software Minitab due to its performance in statistical data analysis.

Table 4 shows that up to variable 15 that exceeds 90% of the explained variability in the accumulated variable (highlighted in yellow on the table). Variable 1 explains this variability in 15.2%, however the other variables (up to 23 according to table 2) they contribute individually no more than 2%, so to achieve an accumulated 90% of the explanation of variability it is necessary to consider most of the variables, which is confirmed with fig. 1.

	Variables Input																						
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
Eigenvalor	3.4856	2.1209	1.9569	1.8839	1.6571	1.4554	1.2563	1.2274	1.1398	1.0042	0.8857	0.8169	0.7725	0.5979	0.5308	0.45	0.3828	0.3604	0.2907	0.2532	0.2028	0.1464	0.1222
Proportion	0.152	0.092	0.085	0.082	0.072	0.063	0.055	0.053	0.05	0.044	0.039	0.036	0.034	0.026	0.023	0.02	0.017	0.016	0.013	0.011	0.009	0.006	0.005
Accumulated	0.152	0.244	0.329	0.411	0.483	0.546	0.601	0.654	0.704	0.747	0.786	0.821	0.855	0.881	0.904	0.924	0.94	0.956	0.968	0.98	0.988	0.995	1

Table 4. Cumulative correlation matrix of input variables.

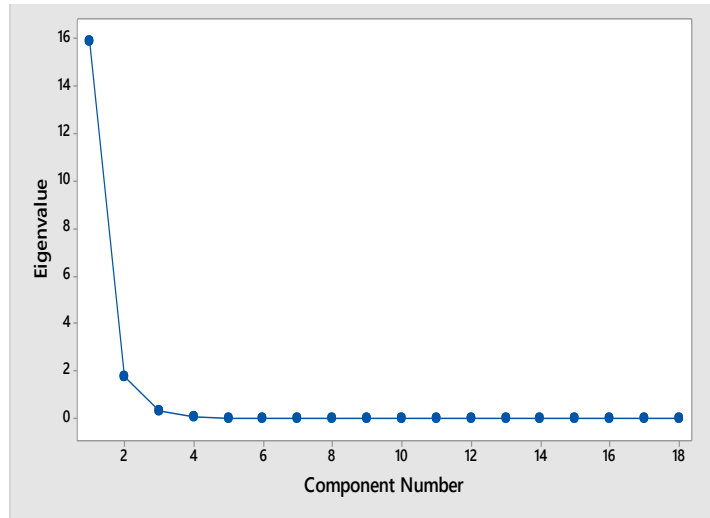


Fig. 1. Proportion of the variability explained by each of the input variables.

Table 5 highlights the values that will be the coefficients of the ACP model. They are obtained by selecting the highest absolute value by row. As shown in the mathematical model of the previous section, the product of these factor coefficients of the j th variable with each of the factors will be what determines the value of the j th variable in the i th case.

Variable/ ACP	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8	PC9	PC10	PC11	PC12	PC13
1	0.236	0.035	0.172	-0.016	0.434	-0.166	-0.2	-0.099	-0.196	-0.311	-0.13	-0.063	0.247
2	0.084	-0.407	-0.02	-0.15	-0.097	0.253	0.363	0.131	0.11	-0.114	0.08	0.274	-0.238
3	0.082	-0.238	0.17	0.385	0.09	0.341	0.017	-0.205	0.195	0.112	-0.017	-0.062	0.175
4	0.276	-0.102	0.139	0.421	0.012	0.19	0.024	-0.05	-0.055	-0.273	0.17	0.088	-0.02
5	0.123	0.432	0.169	0.043	-0.085	0.06	0.469	-0.118	-0.211	-0.052	-0.057	0.131	0.102
6	0.122	0.312	-0.04	0.221	-0.058	-0.092	0.299	0.46	0.019	-0.025	-0.325	-0.103	0.161
7	-0.289	0.064	0.025	0.316	0.178	0.107	0.025	0.093	0.059	0.245	-0.135	-0.436	-0.163
8	-0.166	-0.261	0.476	-0.034	0.168	0.01	-0.143	0.09	-0.002	-0.122	-0.152	-0.094	-0.102
9	-0.31	0.143	0.092	0.189	0.171	-0.189	-0.143	0.007	-0.123	-0.111	0.175	0.561	0.087
10	0.258	-0.107	0.009	0.105	0.423	-0.124	0.308	-0.155	-0.005	0.101	0.156	0.126	-0.061
11	0.346	0.225	0.138	0.008	0.125	0.132	-0.285	0.094	-0.096	0.274	-0.007	0.022	-0.046
12	0.244	-0.021	0.193	-0.294	-0.061	-0.037	-0.224	0.332	0.272	-0.178	-0.244	0.175	-0.086
13	-0.109	0.363	0.057	-0.227	-0.059	0.402	0.035	-0.157	0.213	-0.048	0.136	0.137	0.158
14	-0.097	0.037	0.448	-0.177	-0.069	0.37	0.066	0.03	-0.278	0.129	0.122	-0.095	-0.064
15	-0.003	0.202	-0.031	0.008	0.444	-0.037	0.119	0.125	0.39	0.212	0.029	0.185	-0.455
16	0.006	0.199	0.431	0.093	-0.158	-0.109	-0.068	-0.032	0.543	-0.034	0.143	-0.051	0.128
17	-0.024	-0.244	0.059	-0.049	0.1	-0.022	0.082	0.506	-0.028	0.408	0.259	0.124	0.554
18	-0.219	-0.07	-0.151	-0.025	0.261	0.229	0.214	0.135	0.204	-0.485	-0.189	-0.104	0.255
19	-0.21	-0.135	0.108	0.158	-0.126	-0.009	0.012	-0.227	0.016	0.268	-0.647	0.432	0.091
20	0.417	-0.045	-0.036	-0.037	-0.023	0.214	-0.016	0.056	-0.128	0.09	-0.287	0.037	-0.079
21	-0.124	-0.068	0.408	-0.076	-0.061	-0.348	0.347	0.077	-0.204	-0.077	0.002	-0.102	-0.217
22	0.061	-0.013	-0.019	0.486	-0.367	-0.048	-0.131	0.27	-0.003	-0.174	0.155	0.098	-0.183
23	0.254	-0.155	0.059	-0.065	-0.182	-0.359	0.186	-0.305	0.303	0.114	0.013	-0.148	0.198

Table 5. Values for Factors.

3.2 DEA model

The projection of the original data in the main components created is the prelude to the application of the DEA technique. The DEA study consists of finding the organisms that are optimal in terms of efficiency, that is, a line of action for maximization is proposed of the efficiency of those entities that belong to the so-called efficient frontier [10].

Table 6 shows the list of entities that will work as DMUs for the DEA study, the inputs will be the main components obtained in the previous section and the outputs will be the indicators that are attached to what the clients of the operating agencies of the water perceived as the service offered.

Water Operator	DMU	Water Operator	DMU	Water Operator	DMU	Water Operator	DMU	Water Operator	DMU	Input	Output
Aguascalientes, Aguascalientes	1	Cuauhtémoc, Chihuahua	11	Huachinango, Puebla	21	Naucalpan, México	31	Tampico, Tamaulipas	41	PC1	Drinking water coverage reported (%)
Cancún, Quintana Roo	2	Culiacán, Sinaloa	12	Izucar de Matamoros, Puebla	22	Nicolás Romero, México	32	Tecate, Baja California	42	PC2	Sewagen coverage reported (%)
Cd. Juárez, Chihuahua	3	Delicias, Chihuahua	13	La Piedad, Michoacán	23	Pachuca, Hidalgo	33	Tijuana, Baja California	43	PC3	Consumption (l/h/d)
Cd. Mante, Tamaulipas	4	Durango, Durango	14	León, Guanajuato	24	Piedras Negras, Coahuila	34	Tlalnepantla, México	44	PC4	
Cd. Valles, San Luis Potosí	5	Ensenada, Baja California	15	Matehuala, San Luis Potosí	25	Puebla, Puebla	35	Torreón, Coahuila	45	PC5	
Celaya, Guanajuato	6	Fresnillo, Zacatecas	16	Mazatlán, Sinaloa	26	Saltillo, Coahuila	36	Tulum, Quintana Roo	46	PC6	
Chilpancingo, Guerrero	7	González, Tamaulipas	17	Mexicali, Baja California	27	San Juan del Río, Querétaro	37	Tuxpam, Veracruz	47	PC7	
Ciudad de México, Distrito Federal	8	Guadalajara, Jalisco	18	Monclova-Frontera, Coahuila	28	San Martín Texmelucan, Puebla	38	Tuxtla Gutiérrez, Chiapas	48	PC8	
Ciudad Guzmán, Jalisco	9	Guanajuato, Guanajuato	19	Monte Escobedo, Zacatecas	29	Santa María del Tule, Oaxaca	39	Veracruz, Veracruz	49	PC9	
Córdoba, Veracruz	10	Hermosillo, Sonora	20	Monterrey, Nuevo León	30	Silao, Guanajuato	40	Xalapa, Veracruz	50		
								Zacatecas, Zacatecas	51		

Table 6. DMU's, Inputs and Outputs.

To follow the case study, we proceeded with the study of the outputs. Knowing the premise that an omission of an important input or output results in biased conclusions for an AED analysis. The use of correlation analysis and main components prior to an efficiency study was vital for the validation of DEA results. Table 7 shows the results of the linear combination that produced the ACP and that are established as inputs, in the same table the output values that correspond to each DMU appear.

DMU/ ACP	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8	PC9	Drinking water coverage reported (%)	Sewage coverage reported (%)	Consumption (l/h/d)
1	61.398	112.694	48.022	99.047	45.402	6236.301	30.805	60.727	10.450	99.264	98.336	180.866
2	40.697	82.689	64.479	88.000	22.461	5692.546	55.109	43.933	1.957	100.000	90.940	111.622
3	64.587	133.959	2.089	89.445	45.741	26.550	69.498	59.188	3.124	97.500	93.184	172.000
4	59.547	132.239	75.663	81.649	18.156	7314.125	57.447	59.955	6.114	98.000	88.000	171.694
5	75.549	102.425	62.007	119.417	2.347	3538.311	59.295	68.286	5.820	98.822	84.778	142.748
6	73.165	104.754	56.795	83.987	42.538	5289.254	59.535	60.298	10.400	99.888	99.678	147.396
7	0.891	76.269	25.262	75.677	3.488	2026.037	31.168	111.914	4.488	68.000	88.200	159.438
8	54.524	124.296	118.479	87.820	33.946	4.702	54.074	83.642	4.090	98.010	93.736	152.380
9	20.362	131.307	41.002	88.409	15.542	27.608	33.194	66.956	0.645	96.793	95.665	270.270
10	27.545	87.835	48.773	63.661	2.073	6419.834	68.680	64.182	1.809	92.600	92.000	152.842
11	75.796	87.211	54.016	89.855	45.443	34.754	58.660	68.226	1.391	97.000	94.000	166.018
12	72.280	94.977	141.890	104.129	21.507	3193.000	64.484	70.699	2.634	99.440	98.200	148.414
13	70.526	145.568	1.569	87.750	43.971	6408.202	60.913	74.489	2.200	100.000	100.000	220.998
14	56.629	165.841	1.533	111.449	42.984	28.098	50.970	91.587	4.095	98.620	97.624	157.530
15	73.943	76.866	18.179	110.450	49.053	2087.444	70.641	76.174	11.727	99.086	92.972	154.434
16	20.193	107.194	68.218	85.228	24.878	5043.023	56.608	60.883	0.506	97.194	84.312	144.354
17	56.465	85.964	17.067	108.116	8.372	1249.727	59.372	65.126	10.153	96.800	83.600	182.738
18	61.535	87.119	42.661	68.090	35.904	4997.502	64.681	62.803	7.420	97.976	97.686	146.308
19	75.798	79.855	48.084	89.948	41.877	3583.002	62.066	64.890	3.004	91.436	92.694	124.665
20	57.102	135.433	66.770	97.030	8.193	5931.974	59.566	62.285	3.419	98.000	94.278	199.786
21	54.976	54.536	66.529	71.563	0.738	6100.840	47.978	152.488	4.734	80.000	80.000	172.000
22	5.556	116.017	56.268	85.792	41.695	10.354	50.301	67.833	9.024	90.188	78.618	190.566
23	38.356	79.193	34.674	119.458	42.889	36.836	69.852	102.674	0.802	98.300	98.426	154.854
24	72.875	56.941	33.279	106.029	48.281	2181.785	63.453	51.277	3.704	98.926	98.926	93.398
25	73.139	84.421	13.113	106.848	40.892	1049.764	53.830	47.936	3.720	96.580	87.420	185.384
26	74.704	132.395	66.942	72.647	28.356	6608.573	60.731	58.849	4.122	97.200	92.600	192.954
27	74.390	116.520	22.732	76.573	46.137	34.654	71.432	93.699	2.286	99.738	95.306	239.896
28	56.422	106.909	23.416	100.355	30.381	1584.844	56.065	61.857	12.039	99.200	98.180	187.576
29	76.119	102.409	46.698	108.868	4.054	5763.957	64.466	59.615	2.312	99.644	98.852	174.390
30	36.642	105.972	3.910	78.997	42.949	1.778	58.626	73.565	2.997	98.116	95.266	205.826
31	30.923	78.356	2.132	39.587	1.570	2.155	60.424	75.027	11.268	80.340	80.050	155.452
32	7.408	153.920	91.750	50.153	11.924	8878.103	49.272	97.883	5.919	99.425	53.500	119.150
33	57.398	67.475	57.503	106.260	4.434	4133.919	55.833	57.446	4.272	98.804	94.866	155.000
34	59.094	124.002	72.521	98.299	1.923	3193.000	60.747	61.400	2.681	98.120	98.170	204.916
35	9.373	75.908	38.056	68.493	40.275	5500.652	54.138	56.523	4.284	96.038	94.366	114.860
36	61.615	70.712	42.329	85.201	2.936	3341.693	66.273	56.411	3.803	97.632	95.186	101.724
37	71.371	72.071	50.625	54.876	27.982	3803.797	59.645	63.930	3.351	97.360	81.866	110.810
38	76.288	72.293	71.972	78.007	44.498	7411.513	52.376	66.288	3.222	91.620	97.732	103.540
39	1.542	48.760	16.078	103.793	1.886	4411.869	66.642	81.703	12.336	100.000	100.000	101.580
40	41.059	67.183	63.376	83.185	21.002	4013.652	55.089	60.704	0.466	87.920	87.900	92.404
41	70.952	184.921	2.535	108.838	45.492	1016.977	59.459	59.712	6.461	99.000	95.600	439.806
42	74.766	89.703	16.711	72.966	50.026	29.476	32.762	64.437	9.118	99.374	96.244	193.366
43	74.559	71.199	19.926	95.444	47.200	2375.734	69.971	59.485	7.490	98.900	89.264	139.838
44	70.016	110.826	113.558	63.936	40.690	8816.956	53.457	67.045	2.731	80.200	80.200	124.485
45	58.076	114.927	83.658	93.835	45.707	30.654	55.504	60.865	5.087	98.900	96.860	136.880
46	27.978	94.072	79.010	52.533	41.536	4.410	58.845	56.875	9.082	94.986	20.620	128.990
47	27.525	114.159	107.003	104.272	2.837	8176.779	51.621	61.394	10.792	86.400	58.600	111.250
48	42.831	126.763	147.920	89.828	28.293	6.537	49.483	79.094	0.780	91.600	86.400	115.342
49	47.485	144.015	55.095	97.908	38.675	34.453	69.042	92.779	4.497	98.854	84.974	274.952
50	75.375	119.577	113.924	98.949	32.141	23.214	53.489	81.301	8.447	91.764	68.252	155.000
51	28.757	91.113	59.832	108.661	44.911	5811.979	56.676	75.102	17.388	99.460	96.140	114.558

Table 7. Inputs and outputs for DEA.

The DEA analysis was run in the Excel application and under the general mathematical model of DEA. Table 8 shows the results that in addition to the efficient DMUs include the slack values of the technique, the latter are particularly important when carrying out decisions on the future performance of water utilities. The values of 1.00 in the box of "Eff. Score" correspond to the DMUS whose frontier value in one of the indicators presents it as an efficient frontier, that is, the efficiency reaches the value of 1, for the case of the DMUs with a score lower than 1 indicates "remote" that is of a border value.

DMU	Eff. score	DMU	Eff. score	DMU	Eff. score
1	1.00	18	1.00	35	1.00
2	1.00	19	0.92	36	1.00
3	1.00	20	0.96	37	1.00
4	0.96	21	1.00	38	1.00
5	1.00	22	1.00	39	1.00
6	0.96	23	1.00	40	1.00
7	1.00	24	1.00	41	1.00
8	1.00	25	1.00	42	1.00
9	1.00	26	1.00	43	1.00
10	1.00	27	1.00	44	0.92
11	1.00	28	0.9990	45	1.00
12	0.89	29	1.00	46	1.00
13	1.00	30	1.00	47	1.00
14	1.00	31	1.00	48	1.00
15	0.94	32	1.00	49	0.92
16	1.00	33	1.00	50	0.81
17	1.00	34	1.00	51	0.88

Table 8. Result DEA.

3 Conclusions

In this manuscript it has been studied how the main components of the indicators of water operators contributed in the essence of the behavior of the input variables for the measurement of the efficiency, in fact the study was fulfilled in the sense of collating with greater knowledge the influence of variables that affect the global performance of the operators of water.

Due to the efficiency results shown in Table 8, where a total of 11 non-efficient DMUs are observed out of a total of 51 DMUs studied, it can be deduced that in the field of water operators, the existence of several performance indicators can position a water operator agency as efficient even when a particular variable does not comply. In this sense, this work should help organizations operator of water in subsequent studies in which critical variables are involved to standardize at a national level.

References

- [1] Augusto, et al., (2005). *A performance assessment approach to the Pursuit of Competitiveness Excellence: Methodology and a Framework for Implementation*. JGC Vol. 13 no. 1 & 2.
- [2] Sanchez, M. L., Villareal, G., & Cabrera, M. (2008). *Optimización Multicriterio por Análisis Envolvente de Datos*. Ingenierías, 52-59.

- [3] Buitrago, O., Palacio, O., Britto, R., & Adarme, W. (2016). *Propuesta metodológica para la selección de la configuración de centros de distribución inmóticos utilizando análisis envolvente de datos. Ingeniare*, 480-492.
- [4] Cáceres, R. Á. (1995). *Estadística Multivariante y no paramétrica con SPSS*. Madrid: Días de Santos.
- [5] De la Garza García, J., & González Cavazos, B. A. (2013). *Análisis Estadístico Multivariante*. México: Mc. Graw Hill.
- [6] González and Álvarez (2001). *From efficiency measurement to efficiency improvement: The choice of a relevant benchmark. European Journal of Operational Research*. Vol. 133 Issue 3. Pages 512-520
- [7] Drake and Howcroft (1994). *Relative efficiency in the branch network of a UK bank: An empirical study. Omega* Vol. 22 Issue1. Pages 83-90
- [8] Mendhi , T., & Soroosh , N. (2009). *A new integrated DEA model for finding most BCC-efficient DMU. Applied Mathematical Modelling*, 597-604.
- [9] Triola, M. (2009) *Estadística*. Pearson
- [10] Joro, T., & Korhonen, P. (2015). *Extension of Data Envelopment Analysis with Preference Information. International Series in Operations Research & Management Science Vol 218*. Springer