



Ciencia Latina
Internacional

Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar, Ciudad de México, México.
ISSN 2707-2207 / ISSN 2707-2215 (en línea), mayo-junio 2024,
Volumen 8, Número 3.

https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v8i3

EFICIENCIA EN LA PREVENCIÓN Y GESTIÓN INTEGRAL DE RESIDUOS SÓLIDOS SELECTIVOS Y NO SELECTIVOS EN MÉXICO, 2017 -2019

**EFFICIENCY IN THE PREVENTION AND INTEGRAL
MANAGEMENT OF SELECTIVE AND NON-SELECTIVE
SOLID WASTE IN MEXICO, 2017 -2019**

Rodrigo Gómez Monge

Facultad de Economía Vasco de Quiroga de la UMSNH, México

Gladis Cruz Romero

Instituto de Investigaciones Económicas y empresariales de la UMSNH, México

DOI: https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v8i3.11948

Eficiencia en la Prevención y Gestión Integral de Residuos Sólidos Selectivos y no Selectivos en México, 2017 -2019

Rodrigo Gómez Monge¹rodrigo.gomez@umich.mxFacultad de Economía Vasco de Quiroga
de la UMSNH
México**Gladis Cruz Romero**0644163c@umich.mxInstituto de Investigaciones Económicas y
empresariales de la UMSNH
México

RESUMEN

El documento tiene la finalidad de determinar y analizar el nivel de eficiencia en la prevención y gestión integral de residuos sólidos selectivos y no selectivos en México, en los años 2017 y 2019, a través de la utilización de diferentes metodologías como, el análisis envolvente de datos (DEA), el análisis factorial de correspondencias (AFC) y el índice de productividad de Malmquist (IPM). Los resultados alcanzados muestran que la mayoría de las entidades federativas son ineficientes en el uso de los recursos, lo cual disminuye su productividad, de igual forma, se muestra que, las entidades con una separación diferenciada de residuos pueden alcanzar mejores niveles de eficiencia que las que no lo hacen.

Palabras clave: residuos sólidos urbanos, eficiencia, productividad, análisis envolvente de datos, análisis factorial

¹ Autor principal

Correspondencia: rodrigo.gomez@umich.mx

Efficiency in the Prevention and Integral Management of Selective and Non-Selective Solid Waste in Mexico, 2017 -2019

ABSTRACT

The purpose of the document is to determine and analyze the level of efficiency in the prevention and integral management of selective and non-selective solid waste in Mexico, in the years 2017 and 2019, through the use of different methodologies such as waste envelopment analysis, data (DEA), correspondence factor analysis (CFA) and the Malmquist productivity index (MPI). The results obtained show that the majority of federal entities are inefficient in the use of resources, which decreases their productivity; in the same way, shows that entities with differentiated waste separation can achieve better levels of efficiency than those that do not do so.

Keywords: urban solid waste, efficiency, productivity, data envelopment analysis, factorial analysis

*Artículo recibido 24 mayo 2024
Aceptado para publicación: 27 junio 2024*



INTRODUCCIÓN

La gestión integral de residuos sólidos urbanos, es un conjunto articulado e interrelacionado de acciones para el manejo de residuos, que atiende desde su generación hasta la disposición final, y tiene por objeto reducir los efectos negativos que estos puedan ocasionar al ser humano y al medioambiente. En este sentido, un deficiente sistema de prevención y gestión de residuos sólidos urbanos, trae consigo efectos adversos, en diferentes ámbitos; en lo económico, de acuerdo con el Banco Mundial (2018), en países como México, el costo de recolección por tonelada de basura oscila entre los 20 y 90 dólares, lo cual representa aproximadamente el 20% de la partida presupuestaria de los gobiernos locales. Por otro lado, autores como, Jaramillo, 1999; Marateo, 2013; Jiménez, 2017; Cortinas, 2004 y 2018, comentan que, en materia de residuos sólidos, los principales daños a la salud y el medio ambiente están causados por la falta de conocimiento y conciencia de la población para un tratamiento adecuado, la falta de recursos para apoyar y garantizar una adecuada disposición de residuos, el incremento poblacional y los sistemas de gestión poco eficientes.

El tema de la prevención y gestión de los residuos, es algo que concierne a todos, pese a esto, la disposición de los residuos sólidos parece ser subestimada, tanto por los gobiernos, como por los individuos, ya que actualmente se genera en las zonas urbanas de México un kilogramo de basura por habitante al día, aproximadamente, sin tener preocupación alguna por cómo será dispuesta, ni por cuáles son los costos que se tienen que pagar para darle un tratamiento adecuado, lo cual conduce a que en un país con recursos limitados, los presupuestos para la gestión de residuos sean insuficientes, desencadenando negativos efectos económicos, ambientales, de salud, y sociales (Cortinas, 2004).

Uno de los objetivos de la política ambiental en México, es aprovechar de manera eficiente el uso de los recursos, sin embargo, es difícil analizar si en materia de residuos sólidos urbanos se está alcanzando este objetivo, ya que pese a los esfuerzos de los gobiernos federales, estatales y municipales por legislar y fomentar el diseño de programas que permitan alcanzar este objetivo, resulta difícil determinar la metodología e indicadores que permitan analizar la eficiencia en esta materia.

En este sentido, el problema identificado es la falta de medición de la eficiencia y de sus variaciones en el tiempo, del sistema de prevención y gestión integral de residuos sólidos, lo cual impide a los organismos públicos y privados, vinculados con el manejo de residuos sólidos, conocer la eficiencia



técnica, económica y ambiental del sistema y esto conduce a la toma de decisiones poco informadas. Por lo tanto, la presente investigación busca medir la eficiencia en la prevención y gestión integral de residuos sólidos selectivos y no selectivos en México, 2017 y 2019. utilizando la metodología DEA, de tal forma que la hipótesis de trabajo es que la mayoría de entidades federativas de México fueron ineficientes y no presentaron mejoras en su productividad en la utilización de programas, centros de acopio, estaciones de transferencia, plantas de tratamiento, vehículos, mano de obra y sitios de disposición final, para la recolección de residuos sólidos urbanos en los años 2017 y 2019.

METODOLOGÍA

Diseño de la investigación

Esta investigación se realiza, a través del método científico, ya que es un estudio sistemático, controlado, empírico y crítico de las hipótesis propuestas, así como de la relación de sus variables (Kerlinger y Lee, 2002); se utiliza el método en su variación de hipotético - deductivo, pues se parte de unas aseveraciones en calidad de hipótesis y se busca refutar o falsear tales hipótesis, deduciendo de ellas conclusiones que deben confrontarse con hechos.

La investigación tiene un alcance descriptivo, ya que establece las características y elementos que se deben de considerar en la gestión integral de residuos sólidos urbanos para poder alcanzar la eficiencia del sistema; también es de tipo correlacional, ya que permite conocer cómo se relacionan diversos tipos de variables existentes en los procesos de la gestión de residuos sólidos, y el efecto que estas tienen en la eficiencia y en las variaciones de productividad.

Conceptualización y métodos de estimación de la eficiencia

Una de las primeras definiciones de eficiencia, es la propuesta por Koopmans (1951), quien afirmó que una combinación factible de inputs y outputs es técnicamente eficiente, si es tecnológicamente imposible aumentar algún output y/o reducir algún input sin reducir simultáneamente al menos otro output y/o aumentar al menos otro input. Más tarde Farrell (1957) menciona que ser eficiente es lograr producir el mayor producto posible a partir de un conjunto determinado de insumos; en este tenor, Farrell realiza una clasificación de la eficiencia y establece tres tipos de eficiencia: técnica, asignativa y global. El estudio de los problemas de eficiencia por parte de la economía, pueden ser analizados a partir de dos métodos, estos pueden ser de no frontera y los métodos de frontera (Navarro, 2005), por lo que a

continuación se exponen algunas de las alternativas que pueden ofrecer estos dos métodos.

Método de no fronteras: los métodos de no-frontera pueden estar basados en números e índices, los cuales muestra, por medio de su variación, los cambios a través del tiempo o el espacio de una magnitud que no es en sí susceptible de medida directa o de observación directa en la práctica (Sumanth, 1990) o en aquellos que consisten en verificar la habilidad de las unidades productivas para equiparar la productividad de los factores a sus precios normalizados.

Método de fronteras y técnicas para su medición: dentro de las metodologías de fronteras, existen dos ámbitos de trabajo establecidos, los cuales se clasifican dependiendo de la herramienta empleada a la hora de determinar la frontera. Las técnicas de análisis de eficiencia a través de la “función frontera” se consideran como las alternativas más adecuadas para medir la eficiencia de las entidades que conforman el sector público, ya que para su aplicación se utilizan indicadores de inputs y outputs, que pueden ser fáciles de calcular para este tipo de entidades (Fernández y Flórez, 2000).

Técnicas econométricas de estimación: aquí se encuentran las fronteras estocásticas, las cuales a través de una estimación econométrica se emplea la información de la muestra para obtener los parámetros de la función específica previamente determinada (producción, costos, ingresos etc.) y mediante la comparación con la frontera estimada, se calculan los índices de eficiencia de las unidades estudiadas. Solo por mencionar algunos se encuentra (Datos panel, corte transversal).

Técnicas de programación matemática: Con esta técnica se emplea la programación matemática para encontrar el conjunto de observaciones que delimitan la frontera, sin que ésta tenga que quedar reflejada necesariamente en una forma funcional específica es aquí donde se encuentra la metodología de análisis envolvente de datos (DEA).

Metodología de análisis envolvente de datos (DEA)

Data Envelopment analysis (DEA) es una herramienta de programación matemática no paramétrica que permite obtener estimaciones necesarias para lograr determinar la eficiencia de diferentes unidades productivas, fue desarrollada por Charnes, Cooper y Rhodes en 1978 (Charnes et al., 1978).

Al utilizar la metodología de análisis envolvente de datos, más allá de la definición que se utilice, se buscará tomar como referencia la unidad de análisis más eficiente, por tanto, la fórmula básica que expresa la eficiencia de una DMU es la siguiente:



$$\begin{aligned}
& n \\
& \sum_{j=1}^n W_{jk} \quad \text{Output } jk \\
\text{Eficiencia}_k = & \frac{\sum_{j=1}^n W_{jk}}{\sum_{i=1}^m V_{ik} \quad \text{Input } ik} \quad K=1, \dots, N
\end{aligned} \tag{1}$$

Donde:

V_{ik} = Peso unitario del input i W_{jk} = Peso unitario del output j

K = Unidad de toma de decisión (DMU) m = Factores de input

n = Factores de output.

En la formula anterior, la distancia de las DMU con respecto a su frontera de referencia, indica la medida de eficiencia productiva (Segovia et al., 2009).

La metodología DEA se ha ido ampliado con el paso del tiempo, y ha logrado alcanzar diferentes extensiones en sus modelos, dotando a esta técnica de una mayor aplicabilidad; una de las ampliaciones de los modelos DEA está orientada al tratamiento de bad outputs, es decir, aquellos productos no deseables, pero que son inherentes al proceso.

La siguiente expresión matemática del modelo DEA muestra la presencia de bad outputs, con rendimientos variables a escala y orientación output, toda vez que esta orientación permite simultáneamente maximizar el good output y minimizar el bad output (Liu et al., 2006; Seiford y Zhu, 2002).

$$\begin{aligned}
\text{Max}_{s.a.} = & \varphi + \varepsilon \left(\sum_{i=1}^I s_i^+ + \sum_{d=1}^D s_d^- + \sum_{z=1}^Z s_z^+ \right) \\
& \sum_{j=1}^N \lambda_j x_{ij} + s_i^+ = x_{io} \quad i = 1, \dots, I \\
& \sum_{j=1}^N \lambda_j y_{dj} + s_d^- = (1 + \varphi) y_{do} \quad d = 1, \dots, D \\
& \sum_{j=1}^N \lambda_j d_{zj} + s_z^+ = (1 + \varphi) b_{zo} \quad z = 1, \dots, Z \\
& \sum_{j=1}^N \lambda_j = 1 \\
& \lambda_j, s_d^-, s_i^+ \geq 0, \varphi \text{ sin restricción de signo}
\end{aligned} \tag{2}$$

En donde: $j(1 \dots N)$ = son cada una de las unidades de toma de decisión, las cuales puede utilizar i inputs ($i=1, \dots, I$), para producir d good outputs ($d=1, \dots, D$) y z bad outputs (z). Asignándole al vector x_{ij} la cantidad de input utilizado por la DMU_j , al vector y_{dj} el número de good output d producido por la DMU_j , y al vector dz_j el monto de bad output z producido por la DMU_j . Siendo ε una constante no-arquimediana, s la slack de las variables, y λ_j el vector de intensidad. La restricción $\sum_{j=1}^N \lambda_j = 1$ se incorpora para asumir que la tecnología muestra rendimientos variables a escala, el escalar ϕ representa el máximo incremento/decremento radial para d y z producidos, por la unidad evaluada, variando su rango entre 0 y 1; de forma que tomará valor unitario cuando la DMU sea eficiente y menor a la unidad cuando sea ineficiente (Sueyoshi et al., 2010)

Variaciones de la eficiencia a través del tiempo

Los gobiernos requieren herramientas con las que puedan medir la eficiencia, de tal forma que las decisiones que tomen al momento de gestionar sean las más apropiadas; en este sentido Orihuela(2018) argumenta que debe de existir una combinación de técnicas e indicadores que permitan el seguimiento, control y mejoramiento de la calidad del servicio que se proporciona y que adicionalmente estos puedan compararse a través del tiempo. En este tenor, la presente investigación analiza la situación dinámica de la eficiencia de los sistemas de prevención y gestión integral de residuos sólidos en las entidades federativas, en momentos diferentes de tiempo, lo anterior mediante la utilización del índice del Malmquist, el cual se describe en este punto.

De acuerdo con la OCDE (2015) la productividad es definida normalmente como una relación entre el volumen de producción y el volumen de insumos, es decir, mide la eficiencia con la que se utilizan los insumos de producción, como la mano de obra y el capital, en una economía para generar un determinado nivel de producción, y es considerada como un elemento clave de crecimiento económico y competitividad.

Al tratar de analizar y comparar la eficiencia obtenida por diversas unidades de análisis en diferentes periodos de tiempo se presentan algunas situaciones relevantes que se tienen que atender, una de ellas es que los resultados obtenidos para cada unidad dan origen a una frontera de posibilidades, la cual, si presenta un cambio en los datos utilizados, o el tiempo de medición puede tener diferentes variaciones

o desplazamientos (Banker y Morey, 1984); por lo anterior se hace necesario contar con una herramienta que permita identificar cuáles son las causas de las variaciones de la eficiencia, o si es que, el desplazamiento se debe solo al transcurso del tiempo.

En este tenor, el índice de productividad de Malmquist (IPM) fue introducido por el economista sueco del mismo nombre en el año de 1953, el cual a partir de entonces ha sido utilizado y desarrollado por diferentes investigadores (Caves, et al., 1985; Färe y Grosskopf, 1992; Färe et al., 1989; 1994; Thrall, 1996); este índice muestra las variaciones de la productividad total de los factores (PTF) de una unidad de toma de decisiones (DMU), es decir las variaciones en la eficiencia y en la frontera tecnológica entre dos periodos de tiempo, en un contexto de múltiples entradas y salidas (Cooper, Seiford, y Kaoru, 2007). El IPM evalúa el cambio de la productividad de una DMU entre dos periodos de tiempo y es un ejemplo de análisis comparativo, este puede ser definido en dos términos *Catch up* y *Frontier-shift*. El término *Catch up* se refiere al grado en el que una DMU mejora o empeora su eficiencia, mientras que el término *Frontier-shift* refleja el cambio en las fronteras eficientes entre dos periodos de tiempo (Cooper, Seiford, y Kaoru, 2007).

El efecto *catch-up* (cambios sobre el tiempo en la eficiencia técnica) se representa mediante la fórmula 5.

$$Catch\ up = \frac{\text{Eficiencia de } (x_0, y_0)^2 \text{ con respecto a la frontera del periodo 2}}{\text{Eficiencia de } (x_0, y_0)^1 \text{ con respecto a la frontera del periodo 1}} \quad (3)$$

Si el resultado obtenido *Catch up* > 1 significa progreso en la eficiencia relativa del periodo 2 respecto del periodo 1, si *Catch up* = 1 la eficiencia permanece sin alteración entre los periodos de tiempo y si *Catch up* < 1 significa que la (DMU) tuvo un retroceso en el nivel de eficiencia en el periodo 2 con respecto al periodo 1.

Análisis factorial

Una de las desventajas de la utilización de los modelos DEA, es la sensibilidad de los resultados a causa de la selección de variables; en este tenor las técnicas de Análisis Factorial de Correspondencias (AFC) y Análisis de Componentes Principales (ACP), son una herramienta estadística que permite reducir y

establecer relaciones de asociación entre las diferentes variables, por lo anterior, en este apartado se describen algunos de los aspectos que involucra esta técnica.

El análisis factorial de correspondencias es una técnica de análisis estadístico multivariable que analiza las relaciones de interdependencia entre variables. El AFC permite descubrir afinidades entre dos conjuntos de variables, presentados en forma de tabla de contingencia, tanto de frecuencias como de valores medios (Miquel, et al., 1997).

El análisis factorial permite la reducción de datos, y facilita explicar una estructura subyacente que no puede ser observada en primera instancia dentro de un conjunto de variables observables al encontrar un número reducido de factores subyacentes comunes (K factores) que linealmente reconstruyen las variables originales (Guillermo et al., 2010)

$$x_{if} = \lambda_{1f}f_{i1} + \lambda_{2f}f_{i2} + \dots + \lambda_{kf}f_{ik} + u_{ij} \quad (4)$$

Donde:

x_{if} = Es el valor de la *i*-ésima observación de la *j*-ésima variable.

λ_{kj} = Es el conjunto de coeficientes lineales llamados cargas factoriales.

f_{ik} = Es la *i*-ésima observación del *k*-ésimo factor común (variable latente) con media 0 y varianza 1.

u_{ij} = Es un término de error aleatorio conocido como el factor único o factor específico asociado a la *j*-ésima variable. Explica la variabilidad en x_j (incluyendo la varianza ocasionada por errores asociados a la poca fiabilidad en la recolección de datos) que no es compartida con otras variables de la matriz de variables observadas

Selección de las unidades de análisis y del modelo

Para medir la eficiencia del sistema de prevención y gestión integral de residuos, se requiere seleccionar las unidades de análisis, así como realizar la verificación de la disponibilidad de los datos. En este sentido, el objetivo de esta investigación es analizar los sistemas de prevención y gestión integral de las 32 entidades federativas de México (DMU'S), por lo que las unidades de análisis utilizadas serán las que se muestran en la tabla 1.

Tabla 1: Unidades de análisis (DMU'S)

No	Entidad Federativa	No	Entidad Federativa
1	Aguascalientes	17	Morelos
2	Baja California	18	Nayarit
3	Baja California Sur	18	Nuevo León
4	Campeche	20	Oaxaca
5	Coahuila de Zaragoza	21	Puebla
6	Colima	22	Querétaro
7	Chiapas	23	Quintana Roo
8	Chihuahua	24	San Luis Potosí
9	Ciudad de México	25	Sinaloa
10	Durango	26	Sonora
11	Guanajuato	27	Tabasco
12	Guerrero	28	Tamaulipas
13	Hidalgo	29	Tlaxcala
14	Jalisco	30	Veracruz
15	México	31	Yucatán
16	Michoacán de Ocampo	32	Zacatecas

Fuente: Elaboración propia con base en la documentación revisada.

Una vez definidas las unidades de análisis, se realiza una revisión de literatura sobre estudios que utilizaron la metodología DEA aplicada al tema de residuos, lo anterior con el objetivo de sustentar teóricamente la selección de variables; los resultados de la revisión se muestran en la tabla dos, la cual contiene en la primera columna el indicador y en la segunda columna los autores que han utilizado la variable con la metodología DEA.

Tabla 2: Relación de variables utilizadas en el sistema de gestión y recolección de residuos

Variable	Autores
Residuos sólidos selectivos	Yang et al. (2018), Chen, Chung-Chiang. (2010), Ali M, et.al. (2015) Worthington y Dollery, (2001), Bosch, et. al. (2001), Cubbin et al. (1987), Bosch et. al. (1998), Sánchez
Recolección de residuossólidos	(2008), Lozano et al. (2004). Salazar (2018, 2021), Mohamed et al. (2017), Quispe (2020), Yang et al. (2018), Chen, Chung-Chiang. (2010), Cavallin et.al. (2016), Ali M, et.al. (2015), Orihuela (2015), Worthington y Dollery (2001), Álvarez et al. (2005), Chen y
Programas	Chen (2012), Vilardell (1988). Quispe. (2020)
Centros de acopio	Ali M, et.al. (2015), Cubbin et al. (1987), Sánchez, (2008)
Estaciones de transferencia	Ali M, et.al. (2015), Cubbin et al. (1987)
Plantas de tratamiento	Yang et al. (2018), Sánchez, (2008)
Vehículos para recolección deRSU	Salazar (2021), Mohamed et al. (2017), Chen, Chung- Chiang. (2010), Cavallin et.al. (2016), Orihuela (2015), Álvarez et al (2005), Cubbin et al. (1987), Bosch et. Al
Prestadores del servicio derecolección de residuos sólidos	(1998) Sánchez, (2008) Salazar (2021). Chen, Chung-Chiang. (2010), Cavallin et.al.(2016), Orihuela (2015), Álvarez et al. (2005), Chen y Chen(2012), Bosch, et. al. (2001), Cubbin et al. (1987), Bosch et. al. (1998), Sánchez, (2008), Moore et al. (2002) Cage y
Sitios de disposición final	Bravo (2002) Ali M, et.al. (2015)

Fuente: Elaboración propia con base en la literatura revisada.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Análisis factorial

Como punto de partida se realiza un análisis factorial de las variables que se pretenden utilizar; de tal forma que, adicional a la revisión empírica, el análisis pueda dar una mayor certeza de la selección de entradas y salidas a utilizar en el modelo. En este sentido, los datos a utilizar serán los del Censo Nacional de Gobiernos Municipales y Delegacionales (CNGMD) en los años 2017 y 2019, información que es emitida de forma bienal por el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI).

Paso 1: Correlación de Pearson

La correlación de Pearson muestra la relación de los inputs con los outputs, de tal forma que permite determinar si existe una relación entre ellos y de qué tipo es.

Tabla 3: Matriz de correlaciones^a

Urbanos RSU	NS	S	Pro	Acop	Trans	Trat	Vehí	Emple	DF	
Residuos Sólidos	1.000	.751	.706	.374	.525	.709	.608	.950	.934	.029
RSU no selectivos	.751	1.000	.062	-.067	.028	.633	.797	.683	.620	.186
RSU selectivos	.706	.062	1.000	.637	.763	.392	.064	.704	.747	-.155
Programas	.374	-.067	.637	1.000	.482	.224	-.013	.357	.372	-.334
Centros de Acopio	.525	.028	.763	.482	1.000	.268	-.012	.600	.583	-.128
Estaciones de Transferencia	.709	.633	.392	.224	.268	1.000	.594	.748	.689	.282
Plantas de Tratamiento	.608	.797	.064	-.013	-.012	.594	1.000	.603	.556	.186
Vehículos	.950	.683	.704	.357	.600	.748	.603	1.000	.964	.103
Empleados	.934	.620	.747	.372	.583	.689	.556	.964	1.000	.077
Disposición Final	.029	.186	-.155	-.334	-.128	.282	.186	.103	.077	1.000

a. Determinante = 3.478E-11

Fuente: Elaboración propia con base en los cálculos realizados en SPSS.

Se puede observar que para la variable RSU, los inputs de programas y sitios de disposición final no tienen una correlación significativa, para el output de residuos sólidos no selectivos, los inputs de programas, centros de acopio y sitios de disposición final tienen una correlación débil, y para el output de residuos sólidos selectivos las variables con menor correlación son, plantas de transferencia y tratamiento, así como los sitios de disposición final.



Paso 2: Idoneidad de los datos modelo

El siguiente paso es determinar si los outputs a considerar tienen las características que se requieren, para ello se analiza el estadístico KMO y Bartlett, el cual evalúa todos los datos disponibles en conjunto. La adecuación de la medida de muestreo de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) es una estadística que indica la proporción de varianza en sus variables que puede ser causada por factores subyacentes. Los valores altos (cerca de 1.0) generalmente indican que un análisis factorial puede ser funcional con sus datos.

Tabla 4: Prueba de KMO Y Bartlett

Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo		.709
Prueba de esfericidad de Bartlett	Aprox. Chi-cuadrado	317.032
	Gl	15
	Sig.	.000

El valor obtenido en esta prueba fue de 0.709, por lo cual se puede afirmar que pasa la prueba de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO). La prueba de esfericidad de Bartlett, presenta como hipótesis nula, que la matriz de correlación es una matriz de identidad, lo que indicaría que sus variables no están relacionadas y, por lo tanto, no son adecuadas para la detección de estructuras, para los datos utilizados en este trabajo el valor Sig. es de 0.000, lo que indica que las variables si son adecuadas (Kaiser, 1958).

Paso 3: Tabla de comunalidades

La tabla de comunalidades indica la proporción en la que se explica una variable por el resto de las variables seleccionadas, permite identificar la dispersión de las variables, mostrando así, que tan representativas son (Kendall 1990). Cuando en la tabla de comunalidades el nivel de extracción es menor a 0.5 significa que la variable a estudiar no se está explicando bien dentro del modelo, por tanto, entre más cercana a 1 esté la variable, mejor representada estará.

Tabla 5: Comunalidades modelo 3

	Inicial	Extracción
Programas	1.000	.651
C_Acopio	1.000	.786
E_Transferencia	1.000	.746
P_Tratamiento	1.000	.821
Vehículos	1.000	.949
Empleados	1.000	.902

Método de extracción: análisis de componentes principales.

Fuente: Elaboración propia con base en los cálculos realizados en SPSS.

La tabla muestra las comunalidades de las variables, las cuales en el valor inicial son iguales a uno, cobrando sentido en la columna de extracción, donde se muestra que la representación es significativa para todas las variables, ya que estas tienen valores superiores al .5.

Paso 4: Explicación de la varianza modelo

A continuación, se muestra que con dos componentes se explica el 80.911 por ciento de la varianza total.

Tabla 6: Varianza total explicada modelo 3

Autovalores iniciales			
Componente	Total	% de varianza	% acumulado
1	3.510	58.502	58.502
2	1.345	22.409	80.911
3	.572	9.528	90.439
4	.350	5.832	96.271
5	.196	3.266	99.536
6	.028	.464	100.000

Fuente: Elaboración propia con base en los cálculos realizados en SPSS.

Paso 5: Cálculo de una matriz que exprese la dependencia entre las variables

Después de realizar las pruebas de confiabilidad correspondientes se presenta la matriz de componentes, la cual agrupa los indicadores en el componente que mejor lo define, por lo tanto, mientras mayor sea el valor absoluto de la carga, más contribuye el factor sobre la variable (Pérez2006; Kendall 1990). Para este caso los indicadores se agrupan en dos componentes.

Tabla 7: Matriz de componente^a

Componente	1	2
Vehículos	.973	-.041
Empleados	.950	-.004
E_Transferencia	.808	-.305
Programas	.468	.657
P_Tratamiento	.630	-.651
C_Acopio	.626	.627

Método de extracción: análisis de componentes principales.

a. 2 componentes extraídos.

Fuente: Elaboración propia con base en los cálculos realizados en SPSS.

En la tabla 8 se muestra la matriz de componentes rotados, la cual muestra una mejor agrupación de las variables, en cada componente, tal es el caso de los programas y centros de acopio.

Tabla 8: Matriz de componente rotado^a

Componente	1	2
P_Tratamiento	.882	-.209
E_Transferencia	.845	.179
Vehículos	.841	.490
Empleados	.802	.509
C_Acopio	.189	.866
Programas	.040	.806

Método de extracción: análisis de componentes principales.

Método de rotación: Varimax con normalización Kaiser.

a. La rotación ha convergido en 3 iteraciones.

Fuente: Elaboración propia con base en los cálculos realizados en SPSS.

Una vez desarrollado el análisis factorial, se reducen los datos a aquellas variables que se encuentran con una correlación significativa, y un nivel de extracción $< .5$, de tal forma que, la estructura de los datos que se emplean para aplicar el modelo de eficiencia son los que se muestran en la tabla 9, quedando un total de seis inputs y dos outputs.

Tabla 9: Inputs y outputs a utilizar en el modelo DEA

	Variable	Definición	Indicador
		n	
Outputs	Residuos sólidos urbanos (Bad output)	Son aquéllos que se producen en las casas habitación como consecuencia de la eliminación de los materiales que se utilizan en las actividades domésticas.	Kilogramos diarios recolectados deresiduos sólidos.
	Residuos sólidos selectivos	Residuo que fue separado, seleccionado o recogido en diferentes contenedores, con la finalidad de ser reciclados o reutilizados.	Kilogramos diarios recolectados deresiduos selectivos.
	Programas	Serie ordenada de actividades y operaciones necesarias para alcanzar los objetivos de la LGPGIR.	Número de programas (prevención, educación, reciclaje etc.).
	Centros de acopio	Instalación autorizada para la prestación de servicios a terceros en donde se reciben, reúnen, trasvasan y acumulan temporalmente residuos para después ser enviados a instalaciones autorizadas para su tratamiento, reciclaje, reutilización, co-procesamiento o disposición final.	Números de centrosde acopio en la entidad.
Inputs	Estaciones de transferencia	Conjunto de equipos e instalaciones donde se lleva a cabo el trasbordo de residuos, de vehículos recolectores o de carga en gran tonelaje, para transportarlos hasta los sitios de destino final.	Número de estaciones de transferencia porentidad
	Plantas de tratamiento	Lugar donde se llevan a cabo las operaciones que tienen por objetivo modificar las características físicas, químicas o biológicas de un residuo, con la finalidad de reducir o neutralizar las sustancias peligrosas que contienen los residuos, recuperar materias o sustancias valorizables y facilitar el uso como fuente de energía o adecuar el residuo para su posterior tratamiento final.	Número de plantas de Tratamiento en la entidad

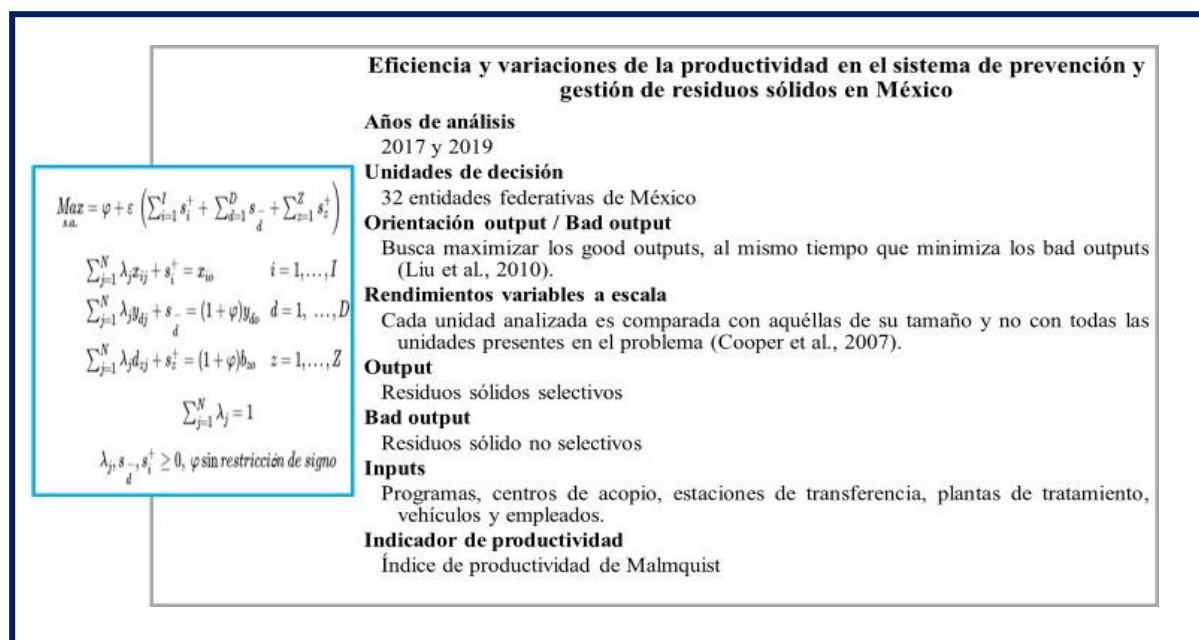
Vehículos para recolección de RSU	Unidad acondicionada para transportar residuos.	Número de vehículos en operación.
Prestadores del servicio	Personal que presta su servicio y hace posible la recolección de residuos.	Número de personas empleadas en el servicio de recolección

Fuente: Elaboración propia con base en la literatura revisada y los resultados del análisis factorial.

Desarrollo del Modelo DEA

El modelo DEA que se desarrolla es de eficiencia técnica con rendimientos variables a escala – VRS – de orientación output, incluyendo como bad output, los residuos sólidos selectivos. El propósito del modelo es realizar un análisis de los inputs y outputs seleccionados para cada unidad de decisión, de tal forma que se logre encontrar la DMU's que utiliza de mejor forma sus recursos; y que a su vez maximiza los outputs deseables, y minimiza los outputs indeseables, en este sentido, el modelo a desarrollar es el que se describe en la figura 1

Figura 1: Modelo DEA 3



Fuente: Elaboración propia con base en la documentación revisada.

Los resultados de la aplicación del modelo se muestran en la tabla 10, en la cual se muestra que existieron variaciones en la cantidad de unidades eficientes en cada periodo de tiempo, el promedio de eficiencia en el año 2017 fue de 0.7594 y de 0.7914 para el año 2019, de igual forma, los resultados

muestran que nueve entidades lograron mantener el mejor nivel de eficiencia en los dos periodos.

En la columna cuatro de la tabla 10, se encuentra el promedio de eficiencia de los dos periodos analizados para cada entidad federativa, esta información se puede observar en la gráfica 1, la cual muestra los Estados con su nivel promedio de eficiencia, iniciando en color gris el valor mínimo de 0.5325 con el Estado de Jalisco y subiendo de tonalidad hasta llegar a un color azul oscuro para los Estados de Aguascalientes, Baja California Sur, Campeche, Ciudad de México, Colima, Morelos, Nayarit, Querétaro, Yucatán y Tlaxcala, los cuales logran un promedio de eficiencia de 1.

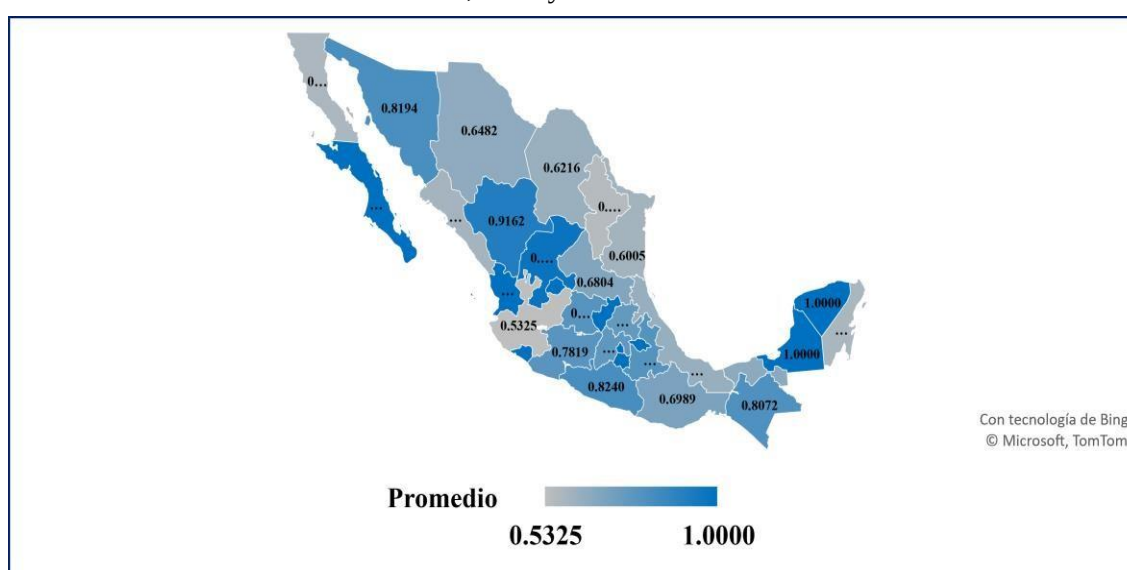
Tabla 10: Eficiencia en la prevención y gestión integral de residuos sólidos selectivos y no selectivos en las entidades federativas de México, 2017 y 2019

Entidad federativa	Score 2017	Score 2019	Promedio
Aguascalientes	1.0000	1.0000	1.0000
Baja California	0.5918	0.5661	0.5790
Baja California Sur	1.0000	1.0000	1.0000
Campeche	1.0000	1.0000	1.0000
Coahuila	0.6143	1.0000	0.8072
Colima	0.6131	0.6833	0.6482
Chiapas	1.0000	1.0000	1.0000
Chihuahua	0.6321	0.6110	0.6216
Ciudad de México	1.0000	1.0000	1.0000
Durango	1.0000	0.8324	0.9162
Guanajuato	0.5696	1.0000	0.7848
Guerrero	1.0000	0.6480	0.8240
Hidalgo	0.8689	0.6389	0.7539
Jalisco	0.5359	0.5291	0.5325
México	0.5236	1.0000	0.7618
Michoacán	0.5638	1.0000	0.7819
Morelos	1.0000	1.0000	1.0000
Nayarit	1.0000	1.0000	1.0000
Nuevo León	0.5623	0.5522	0.5573
Oaxaca	0.7138	0.6841	0.6989
Puebla	1.0000	0.5778	0.7889
Querétaro	1.0000	1.0000	1.0000
Quintana Roo	0.5915	0.5739	0.5827
San Luis Potosí	0.6946	0.6663	0.6804

Sinaloa	0.6040	0.5889	0.5965
Sonora	0.6388	1.0000	0.8194
Tabasco	0.6443	0.6648	0.6546
Tamaulipas	0.6078	0.5932	0.6005
Tlaxcala	1.0000	1.0000	1.0000
Veracruz	0.5461	0.7093	0.6277
Yucatán	1.0000	1.0000	1.0000
Zacatecas	1.0000	0.9489	0.9745

Fuente: Elaboración propia con base en datos del INEGI, utilizando el software Maxdea.

Gráfica 1. Eficiencia en la prevención y gestión integral de residuos sólidos selectivos y noselectivos en las Entidades federativas de México, 2017 y 2019



Fuente: Elaboración propia con base en datos del INEGI, utilizando el software MaxDea.

Índice de productividad Malmquis

El Índice de Malmquist permite conocer la productividad total de los factores, en dos o más periodos de tiempo en este sentido, en la tabla 11 se puede observar que, el cambio tecnológico promedio de los dos años fue de 0.93073, y el cambio en la eficiencia, fue de 1.0421, lo que da un índice de Malmquist promedio para los dos años de 0.9694.

El resultado indica que, la productividad disminuyó en 0.0306 en dos años, si se analizan los resultados obtenidos en cada una de las entidades se encuentra que, algunas de ellas aumentaron más de una unidad su productividad. En la gráfica 2 se muestran de color verde las 10 entidades federativas que tuvieron una mejora en la productividad en la prevención y gestión integral de residuos sólidos selectivos, los resultados muestran como valor máximo de productividad, 9.4465 valor que pertenece al

Estado de Guanajuato, al analizar los datos se muestra que esta entidad tuvo un aumento considerable en la recolección de residuos sólidos selectivos del periodo uno a dos, lo cual lo posiciona en el primer lugar de productividad, lo anterior se replica para los Estados de Sonora, Chiapas y México, los cuales lograron duplicar su productividad.

Tabla 11: Índice de productividad de Malmquist 2017 y 2019

Entidad Federativa	Cambio de eficiencia	Cambio Tecnológico	Índice de Malmquist	Tipo de cambio
Aguascalientes	1.0000	1.0000	1.0000	Sin cambio
Baja California	0.9565	1.0207	0.9764	Disminución
Baja California Sur	1.0000	1.0000	1.0000	Sin cambio
Campeche	1.0000	1.0000	1.0000	Sin cambio
Coahuila	1.6278	1.4041	2.2856	Aumento
Colima	1.1145	0.6328	0.7052	Disminución
Chiapas	1.0000	1.0000	1.0000	Sin cambio
Chihuahua	0.9666	1.0319	0.9974	Disminución
Ciudad de México	1.0000	1.0000	1.0000	Sin cambio
Durango	0.8324	0.9984	0.8311	Disminución
Guanajuato	1.7557	5.3805	9.4465	Disminución
Guerrero	0.6480	0.1795	0.1163	Disminución
Hidalgo	0.7353	0.5678	0.4175	Disminución
Jalisco	0.9873	0.9698	0.9575	Disminución
México	1.9097	1.3729	2.6219	Aumento
Michoacán	1.7737	1.0704	1.8986	Aumento
Morelos	1.0000	1.2312	1.2312	Aumento
Nayarit	1.0000	1.2293	1.2293	Aumento
Nuevo León	0.9820	1.0140	0.9958	Disminución
Oaxaca	0.9584	0.8969	0.8596	Disminución
Puebla	0.5778	0.3859	0.2230	Disminución
Querétaro	1.0000	0.6107	0.6107	Disminución
Quintana Roo	0.9702	1.0078	0.9778	Disminución
San Luis Potosí	0.9592	1.0458	1.0032	Aumento
Sinaloa	0.9750	1.0044	0.9793	Disminución
Sonora	1.5653	1.4205	2.2236	Aumento
Tabasco	1.0319	1.0430	1.0763	Aumento
Tamaulipas	0.9760	1.0107	0.9865	Disminución
Tlaxcala	1.0000	1.0000	1.0000	Sin cambio

Veracruz	1.2988	0.8986	1.1672	Aumento
Yucatán	1.0000	0.3002	0.3002	Disminución
Zacatecas	0.9489	0.9926	0.9419	Disminución

Fuente: Elaboración propia con base en los cálculos realizados a partir de la metodología DEA, utilizando el software deaR.

El Estado de Michoacán, obtuvo un IML de 1.8986, y este es un dato interesante, ya que aun cuando su recolección selectiva de residuos disminuyó de un periodo a otro, también tuvo una reducción en mayor proporción en la recolección de residuos sólidos no selectivos, y al ser estos considerados un bad output, su productividad tuvo un cambio positivo, ya que, en ambos indicadores, tuvo una reducción importante, confirmando que la mejor basura es la que no se genera.

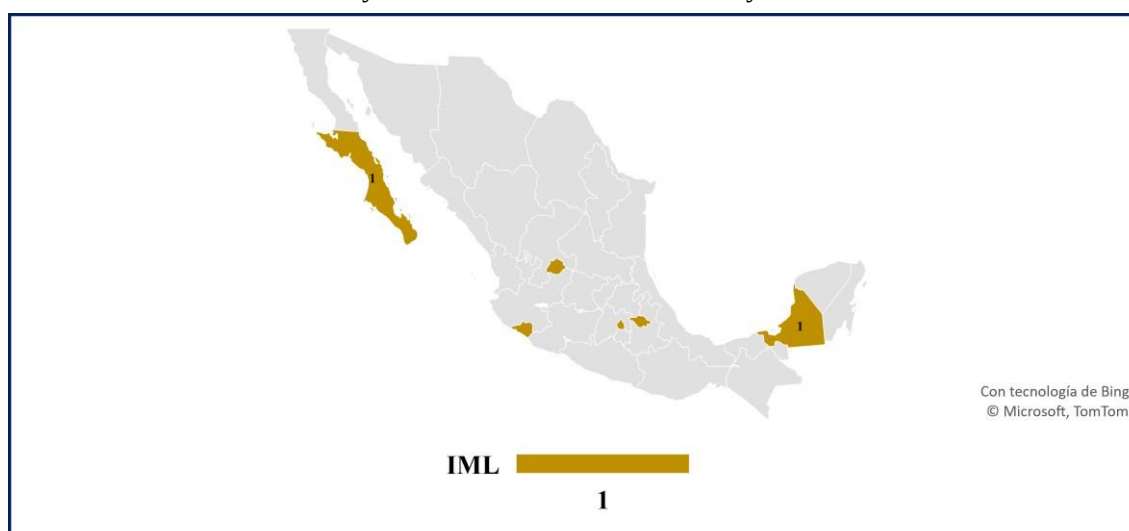
Gráfica2: Entidades federativas que aumentaron su productividad en la prevención y gestión integral de residuos sólidos selectivos y no selectivos en los años 2017 y 2019



Fuente: Elaboración propia con base en datos del INEGI, utilizando el software MaxDea

La gráfica 3 muestra de color amarillo las entidades federativas que mantuvieron la productividad constante en los dos años analizados, y estas fueron Aguascalientes, Baja California Sur, Campeche, Ciudad de México, Colima y Tlaxcala, las cuales representan un 18.75% de las entidades analizadas.

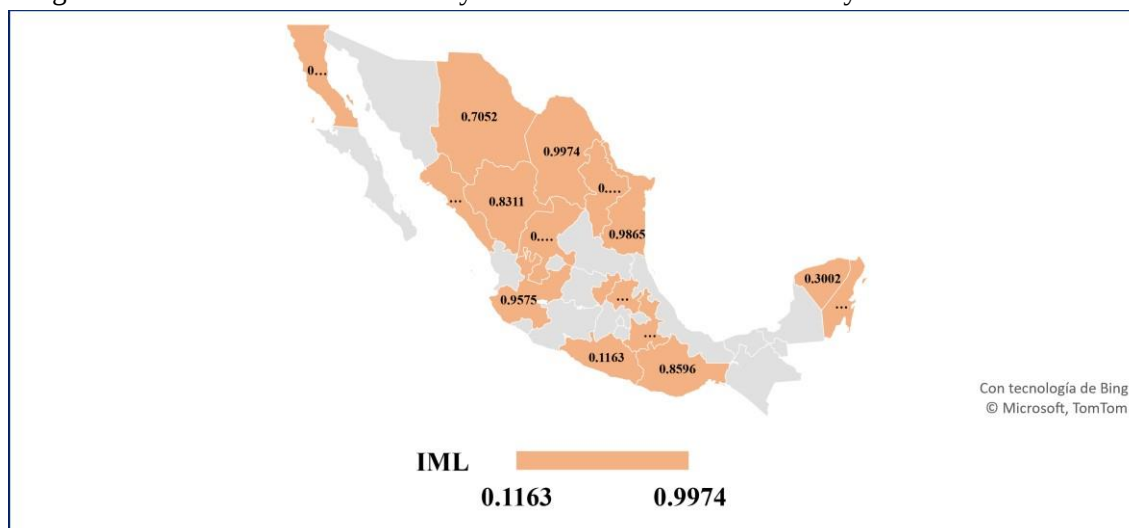
Gráfica 3: Entidades federativas que mantuvieron su productividad en la prevención y gestión integral de residuos sólidos selectivos y no selectivos en los años 2017 y 2019



Fuente: Elaboración propia con base en datos del INEGI, utilizando el software MaxDea

La gráfica 4 muestra de color rojo las entidades federativas que presentaron una disminución en la productividad siendo los Estados de, Guerrero y Puebla los que obtuvieron la peor puntuación con un IPM de 0.1163 y 0.2230 respectivamente, como se puede observar el 50 % de las entidades sufrieron una disminución en su productividad durante los años analizados.

Gráfica 4: Entidades federativas que disminuyeron su productividad en la prevención y gestión integral de residuos sólidos selectivos y no selectivos en los años 2017 y 2019



Fuente: Elaboración propia con base en datos del INEGI, utilizando el software MaxDea.

De acuerdo con los resultados obtenidos del modelo propuesto, se acepta la hipótesis que afirma que la mayoría de entidades federativas de México fueron ineficientes y no presentaron mejoras en su productividad en la utilización de programas, centros de acopio, estaciones de transferencia, plantas de

tratamiento, vehículos, mano de obra y sitios de disposición final, para la recolección de residuos sólidos urbanos en los años 2017 y 2019, ya que los resultados indican que el 68.75% de las entidades fueron ineficientes siendo estas la mayoría, de igual forma el 50% de las entidades disminuyeron su productividad, el 18.75% se mantuvo igual y solo el 31.25% presentó una mejora.

CONCLUSIONES

Derivado del análisis de los resultados se puede concluir que existe ineficiencia en la utilización de los recursos en la mayoría de las entidades y esto conduce a que aun cuando existan mejoras en el cambio tecnológico, mientras no se optimicen la aplicación de los recursos disponibles, no se logrará tener una mejoría significativa en el índice de productividad.

Las características naturales de cada entidad federativa son diversas, lo que puede determinar ciertas ventajas o desventajas al momento de hacer comparaciones de eficiencia, sin embargo, de manera general se observa que la mayoría de las entidades federativas no selecciona sus residuos, por lo que se puede deducir que los gobiernos no son estrictos al establecer mecanismos de recolección, lo cual se convierte en una barrera para el aprovechamiento futuro de los residuos, lo que conduce a una utilización mayor de insumos durante la gestión de los mismos.

La recogida selectiva en origen, refleja una mejoría de la eficiencia y de la productividad en aquellas entidades que la realizan, lo cual conduce a una reducción de los residuos generados, y de una disminución de insumos a utilizar en el proceso de gestión ya que la cantidad que llegue a los sitios de disposición final será menor, por lo tanto, se recomienda apostar por la valorización de la mayor parte posible de los residuos generados mediante su reutilización y/o su reciclaje.

La generación excesiva de residuos aunada a una inadecuada gestión de los mismos, conducen a una inevitable degradación del medio ambiente y a una serie de efectos negativos en otros ámbitos, razón por la cual se hace necesario que los gobiernos, las empresas y los ciudadanos, presten atención en mejorar la eficiencia en la prevención y gestión integral de los residuos, todavez que, al contar con recursos limitados se debe de cuidar la forma en cómo estos son empleados y buscar que estos sean optimizados.



REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Ali, M., Wang, W., Chaudhry, N., & Geng, Y. (2017). Hospital waste management in developing countries: A mini review. *Waste Management and Research*, 35(6), 581- 592.
<https://doi.org/10.1177/0734242X17691344>
- Ali, M., Yadav, A., Anis, M. y Sharma, P. (2015). Multiple criteria decision analysis using DEA TOPSIS method for hazardous waste management: a case study of the USA. *International Journal of Managing Information Technology (IJMIT)*, Vol.7, No.3. 1-17.
- Alvarez, X.C., Caride, M.J., González, J M. (2005). Evaluación económica del servicio de recogida de basuras en los municipios gallegos. *Revista de Estudios Regionales*, (72),85-112. [fecha de Consulta 29 de junio de 2021]. ISSN: 0213-7585. Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=75507203>
- Banco mundial (2018). Los desechos: un análisis actualizado del futuro de la gestión de los desechos sólidos
- Banker, R., Charnes, A. y Cooper, W., (1984). Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. *Management Science*. 30(9), pp. 1078-1092.
DOI:<https://doi.org/10.1287/mnsc.30.9.1078>
- Bosch, N.; Pedraja, Suárez, P. (1998). La Medición de la eficiencia en la prestación de los servicios públicos locales: el caso del servicio de recogida de basuras, Fundación BBV
- Cavallin, A., Vigier, H. & Frutos, M. (2015). Logística inversa y ruteo en el sector de recolección informal de residuos sólidos urbanos. En: *Avances en Gestión Integral de Residuos Sólidos Urbanos 2014-*
15. Editado por N. M. Mazzeo and A. M. M. Muzlera Klappenbach Instituto Nacional de Tecnología Industrial, pp. 37-49.
- Caves, D., Christensen, L. Diewert, W.E. (1982), “The economic theory of index numbers and the measurement of input, output and productivity”, *Econometrica*, 50:6, 1393-1414.
- Charnes, A., Cooper, W. y Rhodes, E. (1978). “Measuring Efficiency of Decision Making Units”. *European Journal of Operational Research*. No 2.
- Chen, Chung-Chiang. (2010). A performance evaluation of MSW management practice in Taiwan.



- Resources, Conservation and Recycling. 54. 1353-1361. 10.1016/j.resconrec.2010.05.003.
- Cooper, W., Seiford, W., L., y Tone, K. (2007). Data Envelopment Analysis. A Comprehensive Text with Models, Applications, References and DEA-Solver Software. New York: Springer Science Business Media, LLC.
- Cortinas, C (2004). Legislación Mexicana sobre Planes de Manejo de Residuos y de Productos de Consumo que al Desecharse se Convierten en Residuos. Ponencia en el Taller de Trabajo Orientado a la Formulación de una Propuesta a Nivel Técnico de “Política Centroamericana sobre Residuos y Desechos Sólidos y de una Propuesta Regional Sobre Depósitos y Retornos”.
- Cortinas, C. (2018). Prevención y Gestión Integral de Residuos en el Valle de México. En Mesa de Asuntos Ambientales y Cambio Climático en la Zona Metropolitana del Valle de México, Consulta Pública sobre la Legislación Metropolitana. Palacio Legislativo. (p. 42). México.
- Cubbin, J., Domberger, R., y Adowcrof, T (1986) "Competitive tendering and refuse collection: identifying the sources of efficiency gains", en Fiscal Studies, vol. 7, n.º 4, pp. 49-58.
- Da Silva Santos , F., & López Vargas , R. (2020). Efecto del Estrés en la Función Inmune en Pacientes con Enfermedades Autoinmunes: una Revisión de Estudios Latinoamericanos. Revista Científica De Salud Y Desarrollo Humano, 1(1), 46–59. <https://doi.org/10.61368/r.s.d.h.v1i1.9>
- Färe, R., Grosskopf, S. and Lovell, C.A.K. (1985), The Measurement of Efficiency of Production. Kluwer- Nijhoff Publishing, Boston.
- Färe, R., Grosskopf, S., & Lovell, C. (1994). Production Frontiers. Nueva York: Cambridge University Press. https://doi.org/10.1007/978-1-4612-2626-0_1
- Färe, R., Grosskopf, S., Lindgren, B. and Roos, P. (1992), “Productivity changes in Swedish pharmacies 1980 -1989: A nonparametric approach”. Journal of Productivity Analysis, 3, 85-101.
- Farrell, M., (1957), The Measurement of Productive Efficiency. Journal of the Royal Statistical Society. Serie A, 120, Part III, 253-267. DOI: <https://doi.org/10.2307/j.ctv5rxdx5.7>
- Fernández, A. y Sánchez, M. (2007). Guía para la gestión integral de los residuos sólidos urbanos. En http://www.unido.org/fileadmin/import/72852_Gua_Gestin_Integral_de_RSU.pdf.
- Fernández, Y. y Flórez, R. (2000). "Aplicación del modelo DEA en la Gestión Pública. Un análisis de la eficiencia de las capitales de provincias españolas". Working Paper



- Fernández C., F. (2024). Determinación De Erodabilidad En Áreas De Influencia Cuenca Poopo Región Andina De Bolivia. *Horizonte Académico*, 4(4), 63–78. Recuperado a partir de <https://horizonteacademico.org/index.php/horizonte/article/view/19>
- Guillermo, S. B. et al. (2010). Índice de competitividad para el municipio de Puebla. Puebla: Universidad Autónoma de Puebla.
- INEGI (2017). Censo Nacional de Gobiernos Municipales y Delegacionales. SNIEG Información de Interés Nacional <https://www.inegi.org.mx/programas/cngmd/2017/default.html#Tabulados> .
- INEGI (2019). Censo Nacional de Gobiernos Municipales y Delegacionales. SNIEG Información de Interés Nacional <https://www.inegi.org.mx/programas/cngmd/2019/default.html#Tabulados> .
- Jaramillo, Jorge (1999). Gestión integral de residuos sólidos municipales-GIRSM. Seminario Internacional Gestión Integral de Residuos Sólidos y Peligrosos, Siglo XXI. Medellín.
- Jiménez, N. M. (2017). El residuo: producto urbano, asunto de intervención pública y objeto de la gestión integral. *Cultura y Representaciones sociales*, 11, 158–192.
- Kaiser, H.F. (1958). The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. *Psychometrika*, 23(3), pp.183-200. DOI: <https://doi.org/10.1007/BF02289233>
- Kendall, M. W.R.B. (1990). Dictionary of statistical term. Edinburg.
- Kerlinger, y Lee, (2002). Investigación del comportamiento. Métodos de investigación en ciencia.
- Koopmans, T. (1951) An analysis of production as an efficient combination of activities, En: T.C. Koopmans (ed). Activity Analysis of Production and Allocation, Cowles commission of research in economics, monograph 13, New York
- Liu, W. B., Sharp, J., & Wu, Z. M. (2006). Preference, production and performance in data envelopment analysis. *Annals of Operational Research*, 145, 105–127. operations using DEA. *Omega: International Journal of Management Science* 32 (2), 101–110.
- Lluquin Valdiviezo, A. F., Erazo Granizo, E. G., & Guaman Cevallos, A. M. (2024). El deber ser y el ser de la buena administración pública: crónicas del servidor público. *Estudios Y Perspectivas Revista Científica Y Académica* , 4(1), 262–283. <https://doi.org/10.61384/r.c.a.v4i1.99>
- Lluquin Valdiviezo, A. F., Erazo Granizo, E. G., & Guaman Cevallos, A. M. (2024). El deber ser y el ser de la buena administración pública: crónicas del servidor público. *Estudios Y Perspectivas*



- Revista Científica Y Académica , 4(1), 262–283. <https://doi.org/10.61384/r.c.a.v4i1.100>
- Marateo, G., Grilli, N., Bouzas, R. Jensen, V. Ferretti, M. Juárez y G. Soave (2013). Uso de hábitat por aves en rellenos sanitarios del noreste de la provincia de Buenos Aires, Argentina. *Ecología Austral* 23: 2002-208.
- Miquel, S., Bigné, E., Lévy, J.P., Cuenca, A.C. y Miquel, M.J. (1997). *Investigación de mercados*. Madrid, Editorial: McGraw Hill.
- Mohamed, S.; Ghazali, N.; Mohd, A. (2017). The input and output management of solid waste using DEA models: A case study at Jengka, Pahang. *AIP Conference Proceedings*. 1870. 040057. 10.1063/1.4995889.
- Medina Nolasco, E. K., Mendoza Buleje, E. R., Vilca Apaza, G. R., Mamani Fernández, N. N., & Alfaro Campos, K. (2024). Tamizaje de cáncer de cuello uterino en mujeres de una región Andina del Perú. *Arandu UTIC*, 11(1), 50–63. <https://doi.org/10.69639/arandu.v11i1.177>
- Navarro C. L. (2005). *La eficiencia del sector eléctrico en México*. Instituto de Investigaciones Económicas y Empresariales de la Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo. Morelia, Michoacán.
- OCDE (2015), «El Futuro de la Productividad», Nota conjunta de política del Departamento de Asuntos Económicos y de la Dirección de Ciencia, Tecnología e Innovación, julio de 2015.
- Orihuela, J. (2018). *Un análisis de la eficiencia de la Gestión de Residuos Sólidos en el Perú y sus determinantes*.
- Pérez, L. C. (2006). *Técnicas de análisis multivariante de datos*. Barcelona: Pearson/ Prentice Hall
- Quispe Mamani, J. C. (2020). Determinación de la Eficiencia en la Gestión de Residuos Sólidos en las Municipalidades Distritales de la Región de Puno - Perú. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 4(2), 476-512.
- Quispe, J. C. (2020). Determinación de la Eficiencia en la Gestión de Residuos Sólidos en las Municipalidades Distritales de la Región de Puno - Perú. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 4(2), 476-512. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v4i2.93
- Salazar, A. (2021). The efficiency of municipal solid waste collection in Mexico. *Waste Management*, 133, 71–79. doi: 10.1016/j.wasman.2021.07.008



- Salazar, R. y Hernández, D. (2018). Evaluación de la eficiencia del Sistema de Gestión Integral de Residuos Sólidos Urbanos en el municipio de Benito Juárez, Quintana Roo. Quivera. Revista de Estudios Territoriales. vol. 20, núm. 2. 73-102
- Sánchez, I., 2008. The performance of solid waste collection in Spain. Waste Management and Research 26 (4), 327–336.
- Segovia, M. M.; Contreras, I.; Mar, C. (2009). Evaluación de la eficiencia de una cartera de asegurados en el sector del automóvil. Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa, 7, 57-76
- Seiford, L. M., & Zhu, J. (2002). Modeling undesirable factors in efficiency evaluation. European Journal of Operational Research, 142, 16–20.
- Sueyoshi, T., Goto, M. and Omi, Y. (2010) Corporate Governance and Firm Performance: Evidence from Japanese Manufacturing Industries after the Lost Decade. European Journal of Operational Research, 203, 724-736.
- Sumanth, D. (1990). Ingeniería y Administración de la Productividad. México: Mc Graw Hill. Sumanth, D. (1990). Ingeniería y Administración de la Productividad, McGraw Hill, México.
- Thrall, R.M. (1996), «Duality, classification and slacks in DEA», Annals Operational Research, 66, pp 109-138.
- Tama Sánchez, F. A., Medina Paredes, E. P., Muñoz Mejía , D. A., & Juan Bernardo Muñoz Mejía. (2024). Acantosis Negricans Benigna Familiar. Reporte de Caso y Revisión de la Literatura. Revista Científica De Salud Y Desarrollo Humano, 5(1), 14–27.
<https://doi.org/10.61368/r.s.d.h.v5i1.70>
- Worthington, A., Dollery, B. (2001). Measuring efficiency in local government: an analysis of New South Wales municipalities' domestic waste management function. Policy Studies Journal, 29(2), 232-249.
- Yang, H., Ma, M., Thompson, J., y Flower, R. 2018. Waste management, informal recycling, environmental pollution and public health. Journal of Epidemiology and Community Health, 72(3), 237-243.

