



## Reducción de variables de control en proceso de generación de vapor de una empresa papelería

### Reduction of control variables in the steam generation process of a paper company

#### Autores

✉ <sup>1\*</sup> Lucila Guadalupe Tobón Galicia

✉ <sup>1</sup> Liliana Fuentes Rosas

✉ <sup>1</sup> María del Socorro Flores Serrano

<sup>1</sup> Tecnológico Nacional de México  
Campus Tecnológico Superior de  
Tierra Blanca, División de Ingeniería  
Industrial, Tierra Blanca, Veracruz,  
México.

\* Autor para correspondencia.

Código JEL: C02; C3; C16.

**Citacion sugerida:** Tobón Galicia, L. G.,  
Fuentes Rosas, L., Flores Serrano, M. S.  
(2024). Reducción de variables de control  
en proceso de generación de vapor de una  
empresa papelería. *Revista ECA Sinergia*,  
15(3), 110-122. [https://doi.org/10.33936/  
ecasinergia.v15i3.6911](https://doi.org/10.33936/ecasinergia.v15i3.6911)

Recibido: 12/08/2024

Aceptado: 29/08/2024

Publicado: 05/09/2024

#### Abstract

Se analizaron veintisiete variables interdependientes que se monitorean en el proceso de generación de vapor de una caldera que opera en una empresa papelería, el objetivo del estudio es la reducción de variables, con la finalidad de facilitar el trabajo de control estadístico que se realiza periódicamente en el departamento de calderas de la compañía. En el estudio se utilizaron estadísticas multivariadas de la interdependencia, que son técnicas que no hacen distinción entre el tipo de variables (dependientes e independientes), específicamente se utilizó el método de componentes principales, ya que éste busca reducir la dimensión, sintetizando la mayor parte de información en un menor número de componentes. Como resultado del estudio, se obtuvieron siete componentes principales que explican el 80,74% del total de la variación generada por el conjunto de variables monitoreadas para el control de la producción de vapor, con ello se minimizarán los tiempos y el esfuerzo para el trabajo de control estadístico, incrementando así, la productividad parcial del recurso humano.

**Palabras clave:** Métodos matemáticos, Variables múltiples, Estadística.

#### Resumen

Twenty-seven interdependent variables that are monitored in the steam generation process of a boiler that operates in a paper company were analyzed. The objective of the study is the reduction of variables, with the purpose of facilitating the statistical control work that is carried out, carried out periodically in the company's boiler department. In the study, multivariate statistical of interdependence were used, which are techniques that do not make a distinction between the type of variables (dependent and independent), specifically the principal components method was used, since it seeks to reduce the dimension, synthesizing the greatest part of information in a smaller number of components. As a result of the study, seven main components were obtained that explain 80.74% of the total variation generated by the set of variables monitored for the control of steam production.

**Keywords:** Mathematical Methods, Multiple variables, Statistics.

## INTRODUCCIÓN

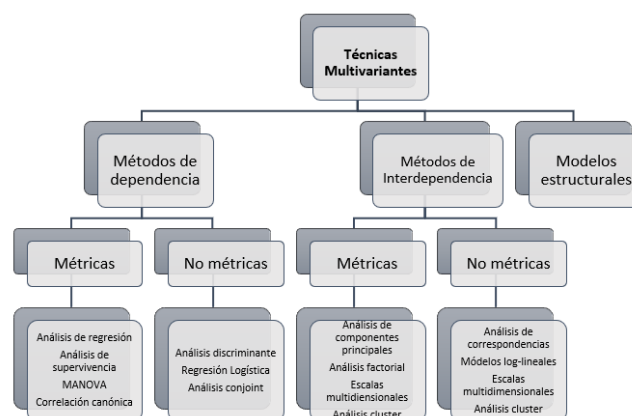
Las empresas que hoy en día compiten en los mercados transnacionales se han visto obligadas a buscar de forma permanente la competitividad, la intención es hacer frente a la diversidad de exigencias que demandan los mercados globales y lograr su permanencia; para conseguirlo, las organizaciones implementan diferentes estrategias para optimizar sus recursos, de tal forma que su productividad se vea incrementada y puedan ofrecer productos de calidad y a buen precio, porque como lo mencionan Díaz Muñoz, Quintana Lombeida, & Fierro Mosquera (2021), una empresa es productiva siempre que esté en la capacidad de mejorar el rendimiento, aprovechar al máximo sus recursos disponibles y pueda adaptarse al cambio continuo y necesidades latentes del público de manera que puedan producir más y mejor que la competencia pero utilizando la menor cantidad de recursos.

Este estudio se realizó en una empresa del ramo paplero, que, como el resto de las empresas que han logrado subsistir a la globalización, trabaja continuamente con diversos métodos y técnicas que propician la mejora continua, en este contexto, las herramientas estadísticas para el análisis y control de calidad en procesos, son uno de los métodos que han demostrado efectividad, desde su surgimiento en 1924 hasta la fecha, continúan siendo de los métodos de control más avanzados, manifestando sus potencialidades para el análisis, evaluación y mejora de procesos (Moreno Pino, Cobas Aguilera, & Suárez Franco, 2021).

Sin embargo, conforme avanza el tiempo, es necesario continuar evolucionando y optimizando los métodos de trabajo implementados, de tal forma que se requiera menos tiempo y esfuerzo de quienes implementan la mejora continua. Es precisamente que este trabajo, surge como consecuencia de facilitar a los administradores, las actividades de control estadístico que realizan al proceso, puesto que las calderas tienen diferentes variables de funcionamiento que dependen del combustible utilizado en ellas. Algunas de estas variables son: generación de vapor, presión de operación, presión de vapor para precalentar el combustible (en caso de requerirse), presión de atomización, temperatura de los gases de combustión, temperatura ambiental, temperatura de entrada de agua a la caldera y exceso de aire (Pando, Mayorga, Magaña, Velarde, & Pelaez, 2019). Es del conocimiento de los expertos, que la mayoría de las variables monitoreadas mantiene interrelación entre ellas y al analizarlas todas, se puede estar repitiendo información y utilizando más tiempo del necesario, por lo tanto, este estudio tiene el objetivo de reducir el número de variables monitoreadas, con la finalidad de facilitar el trabajo de control estadístico que se realiza periódicamente en el departamento de calderas de la compañía.

Para lograr el objetivo del estudio, que es la disminución de las variables de control del proceso de generación del flujo de vapor de una caldera, se han utilizado técnicas estadísticas multivariadas que de acuerdo con Pérez Londo, Lema Londo, Batallas Carrillo, & Pazmiño Maji (2023), su importancia radica en que resumen y sintetizan grandes conjuntos de variables en una estructura más manejable y comprensible, todo ello en función de los objetivos de estudio; se clasifican, según su propósito, en métodos: dependientes, interdependientes y estructurales, mismos que a su vez, por el tipo de variables se clasifican en diferentes técnicas. La Figura 1 muestra una adaptación de la clasificación de las técnicas multivariantes propuesta por (Humberto Closas, Arriola, Kuc Zening, Amarilla, & Jovanovich, 2013)

**Figura 1.**  
*Clasificación de técnicas multivariantes.*



Las variables de estudio de este trabajo son interdependientes y métricas, por ello se ocupó uno de los métodos propuestos para analizar este tipo de variables, que es el método de componentes principales, se clasifica entre los métodos de simplificación o reducción de la dimensión y se aplica cuando se dispone de un conjunto elevado de variables con datos cuantitativos, persiguiendo obtener un número menor de variables, combinación lineal de las variables primitivas Pérez (2004), es decir, que el método busca reducir la dimensión de una tabla de datos que es muy grande porque contiene variables  $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$ , y quedarse con unas cuantas variables  $C_1, C_2, \dots, C_p$ , combinación de las iniciales, que se denominan componentes principales y que perfectamente calculadas sintetizan la mayor parte de la información contenida en sus datos. Este método ha tenido éxito en sus diferentes aplicaciones, por ejemplo: en el desarrollo de productos (Villaruel, Alvarez, & Maldonado, 2003), en la elaboración de diagnósticos socioambientales (Olivares, 2014), para la obtención de indicadores (Quindemil Torrijo & Rumbaut León, 2019), en separación de señales (Rivera, Moreno, Pérez, & Nakano, 2020), en el monitoreo y diagnóstico de procesos industriales (Pagura, 2024), en la realización de instrumentos de evaluación (Romo Pérez & Wilches Visbal, 2023), en las ciencias agropecuarias (Fernández Chuairey, y otros, 2022), para compactar, analizar y clasificar información de indicadores de desempeño financiero (De la Rosa Flores, Ordóñez Parada, Cabrera Ramos, & Berroterán Martínez, 2021) entre otras.

Una vez elegida la técnica estadística a utilizar, se considera importante hacer mención del origen de los datos, a continuación, se realizará una descripción breve de lo que es una caldera de vapor, que es la unidad de investigación de donde provienen los datos.

De acuerdo con Hugot (1984), una caldera es una máquina o dispositivo de ingeniería que está diseñado para generar vapor saturado; este vapor se genera a través de una transferencia de calor a presión constante, en la cual el fluido, originalmente en estado líquido, se calienta y cambia de estado. El funcionamiento de una caldera se da a través de un proceso de transformación de energías, donde, primero, la energía química del combustible se transforma en energía calorífica para producir vapor, este se dirige a la turbina donde transforma la energía cinética a energía mecánica, la que por medio de un turbo generador se convierte en energía eléctrica, en la Figura 2 se ejemplifica gráficamente la transformación de energías.

**Figura 2.**

*Transformación de energías en una caldera.*



En este caso de estudio, las variables que se analizaron fueron veintisiete, que es el número de variables que se controlan estadísticamente en el área de calderas de la papelera, por lo tanto, se buscó hallar la correlación que existe entre ellas, de tal forma que puedan agruparse y lograr minimizar el trabajo de control estadístico del proceso en la empresa.

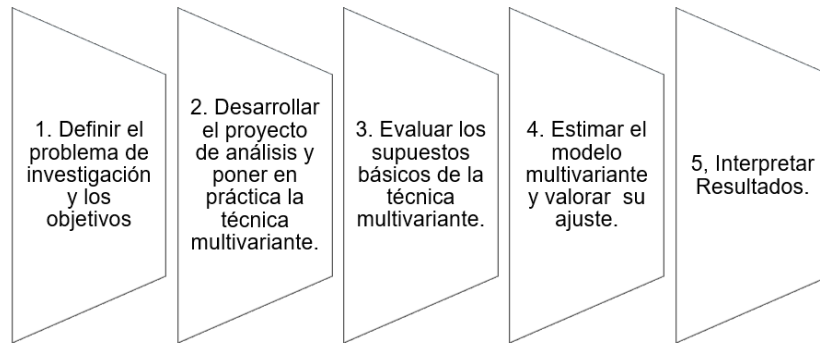
## METODOLOGÍA

Se presentan los resultados de una investigación que por su propósito es de tipo aplicada ya que sigue una metodología previamente establecida; de acuerdo con los medios usados para obtener los datos, se considera de tipo experimental; según el nivel de conocimientos que se adquieren, es de tipo descriptiva, ya que ocupa la agrupación de variables; dado que se persigue medir el grado de relación entre dos o más conceptos, se considera investigación correlacional y conforme al número de investigadores que la realizan es colectiva.

Para realizar el análisis a través de la técnica de componentes principales, se utilizó la metodología propuesta por (Pérez, 2004), se compone de cinco etapas, como lo muestra la Figura 3, posteriormente se detalla la implementación de cada una.

**Figura 3.**

**Etapas del método de componentes principales.**



**Definir el problema de investigación y los objetivos**

El departamento de calderas de la papelera estudiada tiene como tarea prioritaria el control estadístico de cada una de las variables que se monitorean, sin embargo, los expertos del área tienen el conocimiento de que las variables están correlacionadas y por este motivo, se puede reducir su número, incorporándolas en grupos menores de variables que puedan explicar el comportamiento total; el interés principal es disminuir los tiempos y el esfuerzo que se realiza con las actividades de control estadístico (gráficos de control, diagramas de Pareto e Ishikawa), en este proceso de generación de vapor. En la Tabla 1 se muestran las variables monitoreadas actualmente, cada una de ellas con su unidad de medida.

**Tabla 1.**

**Variables monitoreadas y controladas estadísticamente en el proceso de generación de vapor de una caldera.**

Variables y unidades de medición				
Variable	Unidad	Variable	Unidad	
Deaerador	Pa	Monóxido de Carbono	ppm	PRESIÓN
Vapor del Domo	Kg/cm <sup>2</sup>	Agua	°C	
Vapor Cabezal General	Kg/cm <sup>2</sup>	Gases Salida a Chimenea	°C	
Descarga Tiro Forzado	mmH <sub>2</sub> O	Salida de agua al Deaerador	°C	
Caja de aire	mmH <sub>2</sub> O	Entrada de Agua a Calderas	°C	
Hogar	mmH <sub>2</sub> O	Aire de Entrada a Calderas	°C	
Gases salida caldera	mmH <sub>2</sub> O	Vapor	°C	
Descarga Tiro Inducido	mmH <sub>2</sub> O	Agua	%	
Gas cabezal principal	Pa	Deaerador	%	
Gas en línea	Pa	Tanque Alimentación de Agua	%	
Gas a quemadores	Pa	Oxígeno	%	FLUJOS
Descarga Bombas de alimentación	Kg/cm <sup>2</sup>	Agua	%	
Agua	t/h	Gas Natural en Línea	%	
Vapor	t/h	Agua de alimentación	%	
Aire	%	Capacidad de Generación	%	
Gas Natural a Quemadores	lb/h	Cantón	t	
Integrador de Gas Natural	lb	Madera	t	
Integrador de Vapor	t	Plástico	t	
Integrador de agua	t			

### Desarrollar el proyecto de análisis y poner en práctica la técnica multivariante

En esta segunda etapa, se deben de identificar los tipos de variables, el método seleccionado y la muestra a utilizar. Las variables son de tipo cuantitativo, todas las variables son métricas, además se considera que existe interdependencia entre ellas, considerando éstas características, se selecciona el método que más se ajusta, el de componentes principales (Ver Figura 1); es importante mencionar el origen de los datos, éstos corresponden al proceso de generación de vapor durante el mes de febrero de 2023, se tomaron datos de los tres turnos durante los dieciocho días del mes que la caldera estuvo operando, es decir, se tienen 54 datos por variable y un total de 1998 datos.

Es importante mencionar que, durante el preprocesamiento de los datos, se detectaron dos variables con mediciones constantes, es decir con varianza cero, por lo tanto, estas variables fueron eliminadas, así mismo, en la primera corrida del método de componentes principales, se obtuvo una matriz de comunalidades, que indica el porcentaje de variabilidad que aporta cada variable, y se eliminaron del estudio 10 variables que aportaban menos del 70%, quedando ahora, 27 variables por analizar con un total de 1458 datos.

La Tabla 2 es la matriz de comunalidades que identifica en color rojo las variables que quedaron fuera del estudio por su bajo porcentaje de aportación a la variabilidad.

**Tabla 2.**

*Matriz de comunalidades para selección de variables.*

Comunalidades					
Variables	Inicial	Extracción	Variables	Inicial	Extracción
FlujoVapor	1.000	0.842	TempGasesSalidaCaldera	1.000	0.566
Plástico	1.000	0.783	TempGasesSalidaChimea	1.000	0.785
Madera	1.000	0.396	TempSalidaAguaDeareador	1.000	0.848
Cartón	1.000	0.640	TempEntradaAguaCalderas	1.000	0.854
PresiónVaporDomo	1.000	0.947	TempAireEntradaCalderas	1.000	0.666
PresiónVaporCabezalGral	1.000	0.952	TempVapor	1.000	0.863
PresiónCajaAire	1.000	0.821	NivelDomo	1.000	0.849
PresiónHogar	1.000	0.792	NivelTanqueAlimentaciónAgua	1.000	0.619
PresiónGasesSalidaCaldera	1.000	0.780	NivelOxígeno	1.000	0.674
PresiónGasCabezalPrincipal	1.000	0.736	SelectorTiroForzado	1.000	0.740
PresiónGasQuemadores	1.000	0.779	SelectorGasNaturalLinea	1.000	0.882
PresiónDescargaBombasAlimentación	1.000	0.842	SelectorAguaAlimentación	1.000	0.779
FlujoAgua	1.000	0.847	SelectorCapacidadGeneración	1.000	0.884
FlujoAire	1.000	0.584	MonóxidoCarbono	1.000	0.663
FlujoGasNaturalQuemadores	1.000	0.890	PresiónDeareador	1.000	0.958
FlujoIntegradoGasNatural	1.000	0.807	PresiónDescargaTiroForz	1.000	0.868
FlujoIntegradoVapor	1.000	0.914	NivelDeareador	1.000	0.589
FlujoIntegradoAgua	1.000	0.923			

Método de extracción: análisis de componentes principales.

**Nota:** Elaborado a partir del software estadístico IBM SPSS Statistics 25.

### Evaluación de los supuestos del modelo de la técnica multivariante.

El análisis de componentes principales es una técnica estadística multivariada de la interdependencia, por lo tanto, los supuestos de normalidad, linealidad y homocedasticidad, no son necesarios de comprobar, pero se requiere verificar la correlación de las variables, para ello, se utilizó un software estadístico, en donde se ingresaron las variables con sus mediciones correspondientes, esperando como resultado, una matriz con correlaciones entre variables cercanas a la unidad, o bien con un p-valor (sig.) pequeño para poder rechazar la hipótesis de que  $r=0$  (no hay correlación lineal entre las variables). La Tabla 3 es la matriz de correlaciones obtenida.

La matriz de correlación también aporta un valor conocido como determinante, que de acuerdo con Urrutia & Palomino Lemus (2010), un determinante muy bajo indicará altas correlaciones entre las variables, y esta correlación, es la condición inicial para la aplicación de la técnica de componentes principales, en este caso el valor de la determinante es  $8,28\text{E}-16$ , por lo tanto, se continúa con el análisis.

Tabla 3.

Matriz de correlación entre variables.

		Matriz de correlaciones <sup>1</sup>																													
Variable	Estrategia	Procesamiento													Control																
		Procesamiento	Procesamiento	Procesamiento	Procesamiento	Procesamiento	Procesamiento	Procesamiento	Procesamiento	Procesamiento	Procesamiento	Procesamiento	Procesamiento	Procesamiento	Control	Control	Control	Control	Control	Control	Control	Control	Control	Control	Control	Control	Control	Control			
Control	Procesamiento	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			
	Procesamiento	0.9999	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			
	Procesamiento	0.9999	0.9999	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			
	Procesamiento	0.9999	0.9999	0.9999	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			
	Procesamiento	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			
	Procesamiento	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			
	Procesamiento	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			
	Procesamiento	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			
	Procesamiento	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			
	Procesamiento	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			
	Procesamiento	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			
Control	Control	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			
	Control	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			
	Control	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			
	Control	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			
	Control	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			
	Control	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			
	Control	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			
	Control	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			
	Control	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			
	Control	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			
	Control	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	1.0000	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999			

Nota: Elaborado a partir de software estadístico IBM SPSS Statistics 25.

### Estimar el modelo multivariante y valorar su ajuste

En la etapa cuatro se trata de valorar de forma global el ajuste del modelo; en el caso de los métodos multivariantes interdependientes que procesan variables métricas, como lo son el análisis factorial y el método de componentes principales, se ocupa la medida de adecuación muestral Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) y la prueba de esfericidad de Bartlett, ambas permiten determinar si es factible la aplicación del método a los datos disponibles.

Para determinar la factibilidad del modelo, la medida KMO considera las correlaciones y las correlaciones parciales entre las variables, según Pérez (2004), se precisan obtener valores a partir de 0,60 para que sea aceptable el modelo, un valor de la medida KMO entre 0,8 y 0,9 es muy bueno, mientras que los valores menores a 0,5 no se consideran aceptables.

La prueba de Bartlett, prueba si la matriz de correlaciones es diferente de la matriz identidad, a través del planteamiento de la siguiente hipótesis:

$H_0: |R_p| = 1$  (No se correlacionan las variables, no aplicar el método).

$H_1: |R_p| \neq 1$  (Sí se correlacionan las variables, aplicar el método).

Se concluye a través del valor de significancia:

Si  $p < 0,05$  Rechazar la hipótesis nula y aplicar el modelo.

Si  $p > 0,05$  Aceptar la hipótesis nula, por lo tanto, no se asegura la aplicación del modelo.

En la Tabla 4 se muestran los resultados del procesamiento de los datos, un  $KMO = 0.790$ , que indica un modelo aceptable y un valor de significancia menor a p-valor de 0.05, por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula y se procede con la aplicación del modelo de componentes principales.



**Tabla 4.**

**Resultados de la adecuación de muestreo.**

<b>Prueba de KMO y Bartlett</b>		
Medida Kaiser-Meyer-		0.790
Prueba de Aprox. Chi-		1499.080
esfericidad	cuadrado	
de Bartlett	gl	351
	Sig.	0.000

**Nota: Elaborado a partir del software estadístico  
IBM SPSS Statistics 25.**

### **Interpretar resultados**

La última etapa de la metodología es la interpretación de resultados, en este caso se hizo uso de un software estadístico que al correr el método de componentes principales proporciona lo siguiente:

- Matriz de comunalidades, indica si el número de factores obtenidos son suficientes para explicar las variables, así mismo, se utiliza para decidir si se trabajan con todas las variables, o bien, si se eliminan las que tienen valores menores a 0.70 (el valor lo decide el investigador).
- Gráfico de sedimentación, se ocupa para identificar el número de componentes óptimo, que serán el número de puntos que su localizan por arriba del punto de inflexión, es decir, los que tienen valores mayores a uno.
- La varianza total explicada, sirve para observar el número óptimo de componentes, tomando como referencia la varianza que explica cada uno de ellos y el porcentaje acumulado de la variabilidad.
- Matriz de componentes principales, en ella se observan las cargas que tiene cada variable en las componentes obtenidas, la asignación de variables a cada componente se realiza considerando la carga que cada uno de ellos le aporta.

## **RESULTADOS**

A continuación, se presentan los resultados obtenidos a partir del análisis por el método de componentes principales realizado en el software estadístico.

### **Matriz de comunalidades**

En la Tabla 5 se muestra la matriz de comunalidades, donde se observa que las variables analizadas explican desde el 55% (Presión de descarga a bombas de alimentación) hasta 95% (Presión Deareador) de la variabilidad, cabe mencionar que el estudio se continúa sin hacer selección de variables que aportan menos del 70% de variabilidad, es decir, se incluyen todas.

Tabla 5.

Resultados de la adecuación de muestreo.

Comunalidades					
Variables	Inicial	Extracción	Variables	Inicial	Extracción
or	1.000	0.832	Flujo Integrador Agua	1.000	0.930
apor Domo	1.000	0.716	Temp Gases Salida Chimea	1.000	0.683
apor Cabezal Gral	1.000	0.925	Temp Salida Agua Desareador	1.000	0.859
aja Aire	1.000	0.939	Temp Entrada Agua Calderas	1.000	0.660
ogar	1.000	0.838	Temp Vapor	1.000	0.861
iases Salida Caldera	1.000	0.756	Nivel Domo	1.000	0.816
ias Cabezal Principal	1.000	0.789	Selector Tiro Forzado	1.000	0.695
ias Quemadores	1.000	0.698	Selector Gas Natural Línea	1.000	0.865
Presión Descarga Bombas Aliment	1.000	0.740	Selector Agua Alimentación	1.000	0.782
s	1.000	0.550	Selector Capacidad Generación	1.000	0.850
Natural Quemadores	1.000	0.875	Monóxido Carbono	1.000	0.713
modo Gas Natural	1.000	0.867	Presión Desareador	1.000	0.956
modo Vapor	1.000	0.818	Presión Descarga Tiro Forz	1.000	0.864
	1.000	0.921			

Método de extracción: análisis de componentes principales.

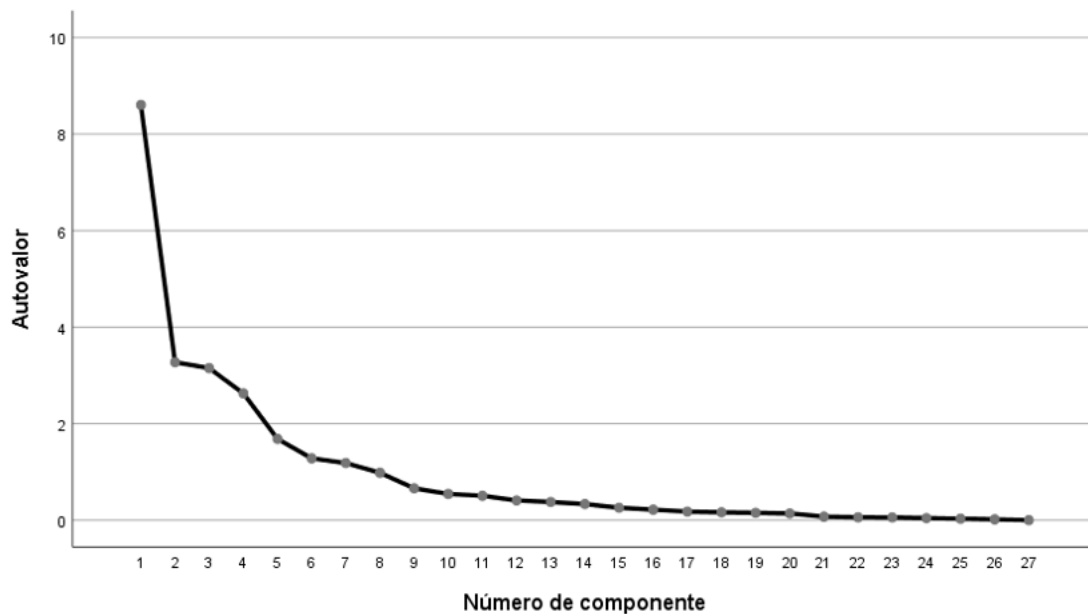
Nota: Elaborado a partir del software estadístico IBM SPSS Statistics 25.

## Gráfica de sedimentación

La Figura 4 es la gráfica de sedimentación resultante del estudio, se observan 7 puntos con autovalores mayores a uno, por lo tanto, este resultado indica que son siete las componentes principales que explican el comportamiento de las 27 variables de estudio.

Figura 4.

Etapas del método de componentes principales.



Nota: Elaborado a partir del software estadístico IBM SPSS Statistics 25.



### Tabla de la varianza total explicada

Por medio de la Tabla 6, se confirma el número de componentes principales, que son 7 y que explican el 80.74% de la varianza total, donde la componente 1 explica el 31.87% de la variabilidad y la componente 7 el 4.385%.

**Tabla 6.**

*Tabla de varianza total explicada.*

Varianza total explicada						
Componente	Autovalores iniciales			Sumas de cargas al cuadrado de la extracción		
	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	8.603	31.864	31.864	8.603	31.864	31.864
2	3.272	12.118	43.982	3.272	12.118	43.982
3	3.150	11.666	55.649	3.150	11.666	55.649
4	2.627	9.728	65.377	2.627	9.728	65.377
5	1.683	6.233	71.610	1.683	6.233	71.610
6	1.281	4.746	76.356	1.281	4.746	76.356
7	1.184	4.385	80.741	1.184	4.385	80.741
8	0.983	3.642	84.384			
9	0.661	2.450	86.833			
10	0.544	2.015	88.848			
11	0.505	1.871	90.719			
12	0.409	1.516	92.235			
13	0.376	1.394	93.630			
14	0.334	1.239	94.868			
15	0.257	0.952	95.821			
16	0.217	0.803	96.623			
17	0.178	0.659	97.283			
18	0.162	0.600	97.883			
19	0.152	0.561	98.444			
20	0.139	0.516	98.960			
21	0.073	0.271	99.231			
22	0.060	0.221	99.451			
23	0.056	0.209	99.660			
24	0.043	0.159	99.819			
25	0.031	0.115	99.934			
26	0.017	0.063	99.997			
27	0.001	0.003	100.000			

Método de extracción: análisis de componentes principales.

**Nota:** Elaborado a partir del software estadístico IBM SPSS Statistics 25.

### Matriz de componentes principales

En la Tabla 7 se presentan las siete componentes principales, se observa que en la componente uno, se integran las variables con mayor peso, también se incluyen las variables: flujo de vapor y capacidad de generación, que son las que resumen el objetivo principal del departamento de calderas.

Tabla 7.

Matriz de componentes principales.

Matriz de componente <sup>a</sup>							
Variables	Componente						
	1	2	3	4	5	6	7
FlujoVapor	-0.812	0.292	-0.018	0.045	0.041	0.285	-0.110
TemperaturaVapor	-0.470	-0.284	-0.197	-0.107	0.049	-0.239	0.551
PresiónVaporDomo	0.932	0.066	-0.136	0.068	0.026	0.153	0.077
PresiónVaporCabezaGral	0.948	0.042	-0.128	0.051	0.024	0.114	0.072
PresiónCajaAire	-0.062	0.133	0.598	0.150	-0.514	-0.356	0.215
PresiónHogar	-0.446	0.294	0.586	0.205	-0.289	0.028	0.032
PresiónGases SalidaCaldera	-0.294	0.345	-0.473	0.451	-0.216	-0.331	-0.032
PresiónGas CabezaPrincipal	0.439	-0.224	-0.204	0.155	-0.478	0.206	-0.344
PresiónGas Quemadores	0.470	-0.276	-0.097	0.522	-0.197	0.223	-0.269
PresiónDescargaBombasAlimenta	0.162	-0.282	0.394	-0.380	0.239	-0.072	-0.287
TemperaturaAgua	-0.497	0.547	-0.212	0.091	0.130	0.462	0.215
FlujoGasNaturalQuemadores	0.211	0.646	0.372	0.169	0.445	-0.201	-0.017
FlujoIntegradoGasNatural	0.250	-0.239	0.328	0.757	0.052	-0.116	-0.020
FlujoIntegradorVapor	-0.316	-0.523	0.104	0.594	0.418	-0.065	0.068
FlujoIntegradorAgua	-0.184	-0.551	0.012	0.667	0.375	0.004	0.083
TemperaturaGases SalidaChimenea	-0.206	0.232	0.569	0.234	-0.449	0.082	0.000
TemperaturaSalidaAguaDeareador	0.895	0.094	0.010	-0.129	0.095	-0.151	-0.011
TemperaturaEntradaAguaCalderas	0.006	0.374	-0.515	0.062	0.153	-0.381	-0.287
TemperaturaVapor	0.834	0.329	0.065	0.106	0.127	0.117	-0.110
NivelDomo	0.831	-0.257	0.011	-0.133	-0.065	-0.026	0.191
SelectorTiroForzado	0.195	-0.218	-0.655	-0.215	-0.241	-0.196	0.196
SelectorGasNaturalLinea	0.459	0.677	0.255	-0.031	0.238	-0.264	-0.058
SelectorAguaAlimentación	0.435	0.428	-0.362	0.311	0.049	0.340	0.252
SelectorCapacidadGeneración	-0.847	0.294	-0.037	-0.012	0.123	0.172	-0.023
MonóxidoCarbono	0.621	0.213	0.109	0.170	-0.080	0.077	0.478
PresiónDeareador	-0.962	-0.079	-0.137	-0.071	-0.011	0.020	-0.010
PresiónDescargaTiroForz	0.201	-0.340	0.628	-0.455	0.182	0.250	0.108

Método de extracción: análisis de componentes principales.

a. 7 componentes extraídos.

Nota: Elaborado a partir del software estadístico IBM SPSS Statistics 25.

Enseguida se muestra como quedan definidas las componentes con sus respectivas variables, considerando el peso que ejerce cada una de ellas sobre cada componente.

$$C1 = -0.812\text{FlujoVapor} + 0.932\text{PresiónVaporDomo} + 0.948\text{PresiónVaporCabezaGral} + 0.895\text{TempSalidaAguaDeareador} + 0.834\text{TempVapor} + 0.831\text{NivelDomo} - 0.847\text{SelectorCapacidadGeneración} + 0.621\text{MonóxidoCarbono} - 0.962\text{PresiónDeareador}$$

$$C2 = 0.547\text{FlujoAgua} + 0.646\text{FlujoGasNaturalQuemadores} + 0.677\text{SelectorGasNaturalLinea} + 0.428\text{SelectorAguaAlimentación}$$

$$C3 = 0.598\text{PresiónCajaAire} + 0.586\text{PresiónHogar} - 0.473\text{PresiónGasesSalidaCaldera} + 0.394\text{PresiónDescargaBombasAlimentación} + 0.569\text{TempGasesSalidaChimenea} - 0.515\text{TempEntradaAguaCalderas} - 0.655\text{SelectorTiroForzado} + 0.628\text{PresiónDescargaTiroForzado}$$

$$C4 = 0.522\text{PresiónGasQuemadores} + 0.757\text{FlujoIntegradoGasNatural} + 0.594\text{FlujoIntegradorVapor} + 0.667\text{FlujoIntegradorAgua}$$

$$C5 = -0.514 \text{PresiónCajaAire} - 0.478 \text{PresiónGasCabezalPrincipal} + 0.445 \text{FlujoGasNaturalQuemadores} + 0.418 \text{FlujoIntegradorVapor} - 0.449 \text{TempGasesSalidaChimenea}$$

$$C6 = -0.356 \text{PresiónCajaAire} + 0.462 \text{FlujoAgua} - 0.381 \text{TempAguaEntradaCalderas}$$

$$C7 = 0.551 \text{Plástico} - 0.344 \text{PresiónGasCabezalPrincipal} + 0.478 \text{MonóxidoCarbono}$$

## DISCUSIÓN

El análisis de componentes principales permitió conocer los componentes que sintetizan la variabilidad total asociada al funcionamiento de una caldera de vapor, de 27 variables se determinaron 7 componentes que resumen en un gran porcentaje el comportamiento de las variables iniciales. La componente uno explica las de mayor peso e incluye las de más interés del departamento de calderas, estas son: el flujo de vapor y la capacidad de generación, lo anterior se explica debido a la correlación existente, a mayor flujo de vapor, mayor será la capacidad de generación de la caldera. La componente dos, explica la correlación entre los flujos y selectores de agua y gas, mientras que la componente tres explica en su mayoría la correlación de las presiones monitoreadas en el proceso. Las componentes 4, 5 y 6 demuestran cómo se correlacionan las variables del proceso de generación de vapor. La componente 7 presenta información de suma importancia, se observa la correlación entre el plástico y el monóxido de carbono, es decir, entre más toneladas de plástico se utilicen para la combustión de la caldera, mayor será la cantidad de partes por millón de monóxido de carbono emitidas a la atmósfera.

Respecto al objetivo de la investigación, se logró disminuir el número de variables gracias a la implementación del método estadístico de componentes principales, coincidiendo con Villarroel, Alvarez, & Maldonado (2003) quienes mencionan que la selección de una herramienta de análisis está en función de los resultados esperados, el número de variables que participan y la naturaleza de los datos.

Con las 7 componentes obtenidas, los responsables del proceso de generación de vapor de la papelera podrán disminuir el trabajo de control de calidad que realizan cotidianamente, ya que dejarán de monitorear 27 variables de forma individual, sin embargo, se requiere trabajar con hojas dinámicas en Excel, para poder determinar el valor de cada componente de acuerdo con las fórmulas obtenidas que incluyen el peso de las variables. Las autoras proponen también anexar las ecuaciones correspondientes a las hojas dinámicas, de tal forma que se puedan graficar en automático las cartas de control de procesos, los índices de capacidad y demás gráficas que se emplean en el monitoreo y control estadístico de la caldera, de esta manera el trabajo se reducirá a sencillamente digitalizar las mediciones de cada variable, para posteriormente ser analizadas e interpretadas por quien corresponde.

Adicional a la disminución de los tiempos dedicados al control estadístico de procesos y concordando con Pagura (2024), el estudio de las variables en forma individual omite el hecho de que una anomalía en el proceso puede evidenciarse no solo por valores inusuales en cada una de las características que se estudian, sino también por distorsiones en las relaciones entre ellas, al analizar las variables de forma conjunta se puede mejorar la detección de este tipo de anomalías.

## CONCLUSIÓN

Actualmente muchas industrias disponen de una gran cantidad de información asociada no solo al comportamiento de variables que determinan la calidad de productos y servicios, sino también relacionada con otras características importantes del proceso, por ejemplo: agentes contaminantes, pérdidas y utilización de insumos. Tal información puede emplearse para diferentes fines: monitoreo de variables del proceso, predicción de calidad de productos y servicios, determinación de condiciones óptimas de operación, entre otros. La implementación de métodos multivariados como lo es el análisis de componentes principales, permite aprovechar eficientemente la información disponible de las organizaciones; en este trabajo se exhibe el uso de componentes principales para determinar en primera instancia, las variables que aportan menos

variabilidad al proceso de generación de vapor, mismas que fueron eliminadas del estudio, posteriormente, la técnica se empleó para observar la correlación entre variables y asociarlas en grupos llamados componentes principales, de tal forma que de 39 variables iniciales que monitoreaban constantemente los responsables del proceso de generación de vapor, 2 de ellas presentaron varianzas cero y fueron descalificadas, de las 37 restantes, 10 aportaban menos del 70% de la variabilidad y se excluyeron del estudio, con las 27 restantes, se realizó la reducción de dimensiones y se obtuvieron 7 componentes que explican el 80.7% de la variabilidad generada, logrando de esta manera el cumplimiento del objetivo del estudio, reducir las variables que deben monitorearse, con la intención de minimizar el trabajo de control estadístico. Adicionalmente los resultados aportan información importante a cerca de la correlación entre variables, que, al ser comparada con la experiencia de los expertos del proceso algunas resultan compatibles, dando la certeza del conocimiento empírico, otras más resultan opuestas y novedosas, generando de esta forma, nuevo conocimiento y sirviendo como sustento para la toma de decisiones asertivas.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- De la Rosa Flores, C. C., Ordóñez Parada, A. I., Cabrera Ramos, C., & Berroterán Martínez, V. (2021). Estadística multivariada aplicada a la clasificación de empresas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores. *Revista Mexicana de Economía y Finanzas*, 1-23.
- Díaz Muñoz, G. A., Quintana Lombeida, M. D., & Fierro Mosquera, D. G. (2021). La competitividad como factor de crecimiento para las organizaciones. *INNOVA Research Journal*, 145-161.
- Fernández Chuairey, L., Rangel Montes de Oca, L., Varela Nualles, M., Pino Roque, J. A., del Pozo Fernández, J., & Lim-Chang, N. U. (2022). Análisis de componentes principales, una herramienta eficaz en las Ciencias Técnicas Agropecuarias. *Revistas Ciencias Técnicas Agropecuarias*, 101-107.
- Hugot, E. (1984). *Manual para ingenieros azucareros*. México: Continental, S.A. de C.V.
- Humberto Closas, A., Arriola, E. A., Kuc Zening, C. I., Amarilla, M. R., & Jovanovich, E. C. (2013). Análisis multivariante, conceptos y aplicaciones en Psicología Educativa y Psicometría. *Enfoques*, 65-92.
- Moreno Pino, M. R., Cobas Aguilera, F., & Suárez Franco, L. E. (2021). Aplicación de metodología para la realización del control estadístico de la calidad de procesos. *Desarrollo Sustentable, Negocios, Emprendimiento y Educación*, 33-49.
- Olivares, B. (2014). Aplicación del Análisis de Componentes Principales (ACP) en el diagnóstico socioambiental. Caso: sector Campo Alegre, municipio Simón Rodríguez de Anzoátegui. *Multiciencias*, 364-374.
- Pagura, J. A. (Marzo de 2024). El uso de componentes principales en la monitorización y diagnóstico de procesos industriales. Rosario, Argentina.
- Pando, G., Mayorga, P., Magaña, H., Velarde, S., & Pelaez, A. (2019). Afectación de variables operativas en el consumo de combustible de una caldera. *Revista Iberoamericana de Ciencias*, 53-62.
- Pérez Londo, N. A., Lema Londo, D. S., Batallas Carrillo, N. A., & Pazmiño Maji, R. A. (2023). Comparación de técnicas estadísticas multivariadas usadas en datos cualitativos. *Revista Científica Dominio de las Ciencias*, 1275-1741.
- Pérez, C. (2004). *Técnicas de análisis multivariante de datos*. Madrid: Prentice Hall.
- Quindemil Torrijo, E. M., & Rumbaut León, F. (2019). Análisis de componentes principales para obtener indicadores reducidos de medición en la búsqueda de información. *Revista Cubana de Información en Ciencias de la Salud*.
- Rivera, E., Moreno, R., Pérez, H., & Nakano, M. (2020). Separación de señales usando análisis de componentes principales y muestreo compresivo con mediciones mínimas. *Información Tecnológica*, 287-300.
- Romo Pérez, C. A., & Wilches Visbal, J. H. (2023). Análisis de componentes principales en la validación de instrumentos de calidad de vida relacionada con la salud bucal. *Revista Cubana de Medicina Militar*.
- Urrutia, J. A., & Palomino Lemus, R. (2010). Componentes principales en la determinación de estaciones con patrones homogéneos de temperatura en el Chocó. *Scientia Et Technica*, 257-262.



Villarroel , L., Alvarez, J., & Maldonado, D. (2003). Aplicación del Análisis de Componentes Principales en el Desarrollo de Productos. Revista Acta Nova, 399-408.