



CARTA DE AUTORIZACIÓN

CÓDIGO	AP-BIB-FO-06	VERSIÓN	1	VIGENCIA	2014	PÁGINA	1 de 1
--------	--------------	---------	---	----------	------	--------	--------

Neiva, 23 de Julio 2019

Señores  
**CENTRO DE INFORMACIÓN Y DOCUMENTACIÓN**  
**UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA**  
Ciudad

Los suscritos **CAROL MARCELA VILLALBA GÓMEZ**, identificada con cedula de ciudadanía No. 1.075.289.793 de Neiva y **CRISTIAN CARRERA DIAZ**, identificado con cedula de ciudadanía No. 1.075.288.562 de Neiva. Autores del trabajo de grado titulado **ESTIMACIÓN DEL PARÁMETRO DE PÉRDIDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA A TRAVÉS DE MÉTODOS PROPIOS DEL ENFOQUE BAYESIANO**, presentado y aprobado en el año 2019 como requisito para optar al título de **ESPECIALISTA EN ESTADÍSTICA**, autorizamos al CENTRO DE INFORMACIÓN Y DOCUMENTACIÓN de la Universidad Surcolombiana para que, con fines académicos, muestre al país y el exterior la producción intelectual de la Universidad Surcolombiana, a través de la visibilidad de su contenido de la siguiente manera:

- Los usuarios puedan consultar el contenido de este trabajo de grado en los sitios web que administra la Universidad, en bases de datos, repositorio digital, catálogos y en otros sitios web, redes y sistemas de información nacionales e internacionales "open access" y en las redes de información con las cuales tenga convenio la Institución.
- Permita la consulta, la reproducción y préstamo a los usuarios interesados en el contenido de este trabajo, para todos los usos que tengan finalidad académica, ya sea en formato Cd-Rom o digital desde internet, intranet, etc., y en general para cualquier formato conocido o por conocer, dentro de los términos establecidos en la Ley 23 de 1982, Ley 44 de 1993, Decisión Andina 351 de 1993, Decreto 460 de 1995 y demás normas generales sobre la materia.
- Continúo conservando los correspondientes derechos sin modificación o restricción alguna; puesto que, de acuerdo con la legislación colombiana aplicable, el presente es un acuerdo jurídico que en ningún caso conlleva la enajenación del derecho de autor y sus conexos.

De conformidad con lo establecido en el artículo 30 de la Ley 23 de 1982 y el artículo 11 de la Decisión Andina 351 de 1993, "Los derechos morales sobre el trabajo son propiedad de los autores", los cuales son irrenunciables, imprescriptibles, inembargables e inalienables.

ESTUDIANTE: **CAROL MARCELA VILLALBA GÓMEZ**

Firma:

ESTUDIANTE: **CRISTIAN CARRERA DIAZ**

Firma:



**TÍTULO COMPLETO DEL TRABAJO:**

ESTIMACIÓN DEL PARÁMETRO DE PÉRDIDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA A TRAVÉS DE MÉTODOS PROPIOS DEL ENFOQUE BAYESIANO

**AUTOR O AUTORES:**

Primero y Segundo Apellido	Primero y Segundo Nombre
Villalba Gómez	Carol Marcela
Carrera Díaz	Cristian

**DIRECTOR Y CODIRECTOR TESIS:**

Primero y Segundo Apellido	Primero y Segundo Nombre
Cangrejo Esquivel	Álvaro Javier

**ASESOR (ES):**

Primero y Segundo Apellido	Primero y Segundo Nombre
Cangrejo Esquivel	Álvaro Javier

**PARA OPTAR AL TÍTULO DE:** Especialista en Estadística

**FACULTAD:** Ciencias Exactas y Naturales

**PROGRAMA O POSGRADO:** Especialización en Estadística

**CIUDAD:** Neiva

**AÑO DE PRESENTACIÓN:** 2019

**NÚMERO DE PÁGINAS:** 32

**TIPO DE ILUSTRACIONES (Marcar con una X):**

Vigilada Mineducación

La versión vigente y controlada de este documento, solo podrá ser consultada a través del sitio web Institucional [www.usco.edu.co](http://www.usco.edu.co), link Sistema Gestión de Calidad. La copia o impresión diferente a la publicada, será considerada como documento no controlado y su uso indebido no es de responsabilidad de la Universidad Surcolombiana.





Diagramas X Fotografías\_\_\_ Grabaciones en discos\_\_\_ Ilustraciones en general\_\_\_ Grabados\_\_\_  
Láminas\_\_\_ Litografías\_\_\_ Mapas\_\_\_ Música impresa\_\_\_ Planos\_\_\_ Retratos\_\_\_ Sin ilustraciones\_\_\_ Tablas  
o Cuadros X

**SOFTWARE** requerido y/o especializado para la lectura del documento: Ninguno

**MATERIAL ANEXO:** Nada

**PREMIO O DISTINCIÓN** (En caso de ser LAUREADAS o Meritoria):

**PALABRAS CLAVES EN ESPAÑOL E INGLÉS:**

<u>Español</u>	<u>Inglés</u>
1 Perdida de energía	Loss of energy
2. Estimación	Estimate
3. Inferencia bayesiana	Bayesian inference
4. Verosimilitud	Verisimilitude
5. Distribución Previa	_Later Distribution

**RESUMEN DEL CONTENIDO:** (Máximo 250 palabras)

En este trabajo se estimó el parámetro de pérdida de energía eléctrica a través de métodos propios del enfoque bayesiano. En búsqueda de este propósito, fueron utilizados los datos de pérdida de energía eléctrica técnica, facilitados por la empresa Electrificadora del Huila (ELECTROHUILA S.A. - E.S.P.), bajo la siguiente metodología: inicialmente, se verificó el supuesto de normalidad al conjunto de datos, seguidamente, al parámetro de varianza se le ajustó una distribución previa positiva, en ese sentido, asignamos como candidata la distribución previa gamma inversa. Se estableció la forma empírica de estimación (método empírico de bayes) para encontrar los valores de los hiperparámetros de la distribución previa y a partir de estos resultados se encuentro la distribución posterior y a ésta, se le evaluó el estimador de bayes con respecto a la función de pérdida cuadrática, esto es, se toma la esperanza(media) de la distribución posterior como medida que resume el parámetro de pérdida de energía eléctrica.





**ABSTRACT:** (Máximo 250 palabras)

In this work, the parameter of loss of electrical energy was estimated through methods of the Bayesian approach. In pursuit of this purpose, the technical electrical energy loss data, provided by the company Electrificadora del Huila (ELECTROHUILA SA - ESP), was used, using the following methodology: initially, the assumption of normality was verified for the data set, followed by, a positive previous distribution was adjusted to the variance parameter, in that sense, we assigned the previous inverse gamma distribution as a candidate. The empirical form of estimation (empirical bayes method) was established to find the values of the hyperparameters of the previous distribution and from these results the posterior distribution was found and to this, the bayes estimator was evaluated with respect to the function of quadratic loss, that is, the hope (average) of the posterior distribution is taken as a measure that summarizes the parameter of loss of electrical energy.

**APROBACION DE LA TESIS**

Nombre Jurado: Jaime Polanía Perdomo

Firma:

Nombre Jurado: Carlos Arturo Monje Alvarez

Firma:

**ESTIMACIÓN DEL PARÁMETRO DE PÉRDIDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA A  
TRAVÉS DE MÉTODOS PROPIOS DEL ENFOQUE BAYESIANO**

**CAROL MARCELA VILLALBA GÓMEZ  
CRISTIAN CARRERA DÍAZ**

**ASESOR: ÁLVARO JAVIER CANGREJO ESQUIVEL**

**UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA  
FACULTAD DE CIENCIAS EXACTAS Y NATURALES  
ESPECIALIZACIÓN EN ESTADÍSTICA  
NEIVA, 2019**

**FACULTAD DE CIENCIAS EXACTAS Y NATURALES  
ESPECIALIZACIÓN EN ESTADÍSTICA**

**CARTA DE ACEPTACIÓN**

En calidad de Coordinador del Posgrado Especialización en Estadística, programa reconocido por el Ministerio de Educación Nacional mediante Resolución de Registro Calificado No. 3683 del 2 de marzo de 2018 y adscrito a la Facultad de Ciencias Exactas y Naturales de la Universidad Surcolombiana, me permito informar que el trabajo de investigación titulado: **“ESTIMACIÓN DEL PARÁMETRO DE PÉRDIDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA A TRAVÉS DE MÉTODOS PROPIOS DEL ENFOQUE BAYESIANO”** presentado por los estudiantes Carol Marcela Villalba Gómez y Cristian Carrera Díaz; es **ACEPTADO** como trabajo de grado para optar el título de Especialista en Estadística.

Para constancia se firma en la Ciudad de Neiva, a los diecinueve (19) días del mes de julio del año 2019.

  
**JAIME POLANÍA PERDOMO**  
Coordinador

**Agradecimientos**

*A Dios, a nuestras familias por su apoyo incondicional, a nuestros maestros y a nuestro asesor.*

## RESUMEN

En este trabajo se estimó el parámetro de pérdida de energía eléctrica a través de métodos propios del enfoque bayesiano. En búsqueda de este propósito, fueron utilizados los datos de pérdida de energía eléctrica técnica, facilitados por la empresa Electrificadora del Huila (ELECTROHUILA S.A. - E.S.P.), bajo la siguiente metodología: inicialmente, se verificó el supuesto de normalidad al conjunto de datos, seguidamente, al parámetro de varianza se le ajustó una distribución previa positiva, en ese sentido, asignamos como candidata la distribución previa gamma inversa. Se estableció la forma empírica de estimación (método empírico de Bayes) para encontrar los valores de los hiperparámetros de la distribución previa y a partir de estos resultados se encontró la distribución posterior y a ésta, se le evaluó el estimador de Bayes con respecto a la función de pérdida cuadrática, esto es, se toma la esperanza(media) de la distribución posterior como medida que resume el parámetro de pérdida de energía eléctrica, el cual dio como resultado 25 kW.

**Palabras Claves:** Pérdida de energía, estimación, inferencia bayesiana, verosimilitud, distribución previa, distribución posteriori.



## CONTENIDO

<b>RESUMEN</b> .....	4
<b>INTRODUCCIÓN</b> .....	6
<b>1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA</b> .....	8
<b>2. ANTECEDENTES</b> .....	9
<b>3. OBJETIVOS</b> .....	13
<b>3.1. Objetivo General</b> .....	13
<b>3.2. Objetivos Específicos</b> .....	13
<b>4. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA</b> .....	14
<b>4.1. Energía Eléctrica</b> .....	14
<b>4.1.1. Subestaciones Eléctricas</b> .....	15
<b>4.1.2. Alimentador Eléctrico</b> .....	16
<b>4.1.3. Pérdidas de Energía</b> .....	16
<b>4.2. Teorema de Bayes</b> .....	17
<b>4.3. Inferencia Bayesiana</b> .....	18
<b>4.3.1. Distribuciones a priori</b> .....	19
<b>4.3.2. Distribución a posteriori</b> .....	20
<b>4.3.3. Estimación de Máxima Verosimilitud</b> .....	20
<b>5. METODOLOGÍA</b> .....	21
<b>5.1. Enfoque de la Investigación</b> .....	21
<b>5.2. Fuente de Información</b> .....	21
<b>5.3. Población</b> .....	22
<b>5.4. Muestra</b> .....	22
<b>5.5. Instrumentos</b> .....	22
<b>5.6. Procesamiento y análisis de la información</b> .....	22
<b>5.6.1. Enfoque Bayesiano</b> .....	23
<b>6. RESULTADOS</b> .....	27
<b>7. CONCLUSIONES</b> .....	30
<b>8. BIBLIOGRAFÍA</b> .....	32

## INTRODUCCIÓN

En la actualidad, la energía eléctrica es una de los servicios públicos de primera necesidad, es empleada en un sin fin de campos y resulta imprescindible en el uso diario. Uno de los problemas que enfrentan las empresas de distribución de energía eléctrica, es la imposibilidad de almacenarla una vez generada. De esta forma, la energía eléctrica que no es consumida en el momento en el que se produce, se pierde. Aunque dichas empresas trabajan con un margen amplio sobre la demanda prevista, tratando siempre de reducir al máximo ésta pérdida, no es suficiente. Puesto que hoy en día este tipo de pérdida ha tenido un aumento considerable. Por ello, es necesario saber con mayor exactitud la posible energía que va a necesitar la población, reduciendo así el margen entre la demanda de energía estimada y la que realmente es usada.

La importancia de estimación del parámetro de pérdida de energía eléctrica se incrementa con la obligación que tienen las empresas encargadas de generar, distribuir y comercializar energía eléctrica, de cumplir con los lineamientos trazados por los entes gubernamentales encargados de reglamentar este aspecto, como prioridad siempre está el cumplir con dichos lineamientos con la menor posibilidad de azar, disminuyendo la incertidumbre sobre los resultados a obtener. En Colombia la Comisión Regulatoria de Energía y Gas (CREG) es la entidad encargada de señalar las políticas generales de administración y control de eficiencia de los servicios públicos domiciliarios, en ese sentido, (CREG, 2013) expidió el Decreto 1937 en el que establece que toda empresa de distribución de red debe presentar su plan de reducción de pérdidas, conforme a la metodología de remuneración de la actividad de distribución. Por lo anterior, la Electrificadora del Huila (ELECTROHUILA S.A. - E.S.P.) se encuentra en construcción de su plan de reducción de pérdidas y de ahí surge la necesidad de conocer la estimación del parámetro de pérdida de energía

eléctrica en la Ciudad de Neiva, con el objetivo de trazar acciones que disminuyan considerablemente estas pérdidas.

Para el desarrollo de esta investigación se utilizaron los datos de pérdida de energía técnica, facilitados por la empresa Electrificadora del Huila (ELECTROHUILA S.A. - E.S.P.), los datos son medidos en kilovatios (kW) y compilados mensualmente por personal autorizado de la empresa desde el año 2014 hasta el año 2018, tomados de la energía sobrante en cada alimentador.

Aunque el uso de herramientas estadísticas es notorio al momento de predecir la pérdida de energía eléctrica, por ser consideradas como las más precisas. Es importante resaltar el aporte de este trabajo, siendo pionero en estimar la pérdida de energía eléctrica usando métodos propios del enfoque bayesiano, no solo a nivel regional sino también a nivel nacional. Con la información proporcionada por este trabajo se podrá tomar decisiones en cuanto a la energía asignada en cada alimentador para uso de la población, reduciendo la pérdida de energía eléctrica y en su defecto disminuir significativamente las pérdidas económicas y todos los aspectos que esto conlleva.



## **1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA**

Uno de los principales problemas que enfrentan la mayoría de las empresas dedicadas a la distribución de energía eléctrica son las pérdidas técnicas, entre ellas se encuentra las cifras recolectadas en los diferentes alimentadores de energía, la cual proviene de la energía que no es usada por la población y al final de la medición esa energía se convierte en pérdida. De este modo, las implicaciones posteriores son preocupantes: pérdida de esa energía sobrante, pérdidas económicas y uso de recursos naturales para la generación de esta energía que finalmente se pierde. Las pérdidas de energía eléctrica son inherentes, inevitables, y hasta en cierto modo, necesarias en todo sistema energético, es el costo energético a pagar por el uso de la misma. A pesar de ser inevitables, se debe velar por mantener un valor eficiente de pérdidas y desarrollar los procesos energéticos hasta el punto en que disminuir su impacto sea menos costoso que asumirlas.

Pese a los esfuerzos realizados por las empresas distribuidoras de energía para mitigar este problema, los resultados que se perciben son escasos, es por esta razón que, en la actualidad, la Electrificadora del Huila (ELECTROHUILA S.A. - E.S.P.) se encuentra construyendo su plan de pérdidas regidos por la reglamentación de la Comisión de Regulación de Energía y Gas (CREG), con el que buscan consolidar un plan de mejoramiento de pérdidas sostenible y alcanzable. De este modo, se plantea conocer con mayor exactitud la estimación del parámetro de pérdida de energía eléctrica y así poder almacenar menos cantidad de energía en cada alimentador, para finalmente lograr reducir significativamente este tipo de pérdida.

Por lo anterior, se plantea la siguiente pregunta de investigación: ¿Qué metodología del enfoque bayesiano permite la estimación del parámetro de pérdida de energía eléctrica?

## 2. ANTECEDENTES

**A nivel internacional:** En México, (Hernández , Arroyo, Santos, Rodríguez, & Escobedo, 2015) Diseñaron un sistema de diagnóstico basado en redes probabilísticas temporales. El sistema de diagnóstico utiliza un análisis causa-consecuencia, con base en un modelo que hace frente a la incertidumbre y el tiempo. El modelo está representado por medio de una red bayesiana de eventos temporales, donde los nodos representan un evento y las aristas representan una relación causal temporal entre los nodos temporales. Además, se encontró que el robo de energía es la principal causa de pérdida de energía y como primer intento para reducirlas se utilizó la aplicación de algoritmos de minería de datos a la información histórica de facturación. Durante el proceso de procesamiento de la información, se identificaron nuevos patrones en el proceso de facturación y a través de la identificación de relaciones con las bases de datos técnicos se construyó el modelo Bayesiano.

Así mismo, (Ruiz , Gómez , & Viego, 2013) docentes del Centro de Estudios de Energía y Medio Ambiente (CEEMA) de la Universidad Carlos Rafael Rodríguez en Cienfuegos, Cuba. abordaron la temática del cálculo de pérdidas de transformación teniendo en cuenta la variabilidad y asimetría de la carga, así como la presencia de problemas de calidad de la energía como el desbalance y las variaciones de la tensión de alimentación en un trabajo teórico experimental que consistía en evaluar probabilísticamente las pérdidas de transformadores de distribución considerando asimetrías y desviaciones de tensión. La metodología utilizada fue en una subestación de distribución primaria considerando una curva probabilística de carga a partir de las mediciones tomadas durante un año. Se obtuvieron datos de carga mediante descarga del interruptor totalizador de la subestación para construir once perfiles de carga que contribuyeron a las pérdidas con determinada probabilidad. Una de las conclusiones a destacar del estudio es del valor arrojado de

2.65 kW/día como pérdida de energía considerando la variación de tensión del alimentador, aunque este valor no es grande, demuestra que la tensión tiene un valor predominante por encima del valor nominal del transformador, siendo necesario tenerlo en cuenta para un resultado más preciso.

En Sevilla, España (Quezada, 2017) realizó un trabajo de construcción de un modelo basado en minería de datos para la detección de pérdidas no técnicas de redes de distribución, en dicho trabajo se estudió los métodos de aprendizaje automático y describieron diferentes algoritmos de aprendizaje y casos específicos en los cuales han sido utilizados, en cuanto a la minería de datos se apoyaron en el conocido método Knowledge Discovery in Databases o KDD, técnica que permite explorar de manera automática grandes bases de datos. De los resultados a destacar encontramos la incorporación del sistema AMI en las redes de distribución que permite detectar el uso ilegal de electricidad por parte de los consumidores en tiempo real y avances en el campo de las TICs que han permitido el despliegue de diversos modelos para la detección de pérdidas.

**A nivel nacional:** Según la literatura se reporta que la pérdida de energía eléctrica no es un tema fundamental de investigación, sin embargo, se encontraron aportes importantes de trabajos de investigación realizados por algunas Instituciones de Educación Superior. Por ejemplo, (Romero & Vargas, 2010) de la Pontificia Universidad Javeriana en Bogotá, realizaron una investigación en materia de regulación económica y servicios públicos domiciliarios con el fin de proponer un esquema de incentivos que permitiera minimizar las rentas asociadas con las asimetrías de información derivadas de la implementación de los planes de reducción de pérdidas de energía eléctrica. Metodológicamente propusieron un modelo de incentivos basado en la Teoría de Contratos que le da herramientas al regulador para diseñar contratos óptimos a través de los cuales los agentes tuvieran incentivos a revelar la situación inicial real de su sistema y realizar un esfuerzo



que les permitiera llegar a niveles eficientes de pérdidas, maximizando el bienestar social. Para este fin, mediante una regresión de datos panel, se determinó la función de costo del esfuerzo de reducción de pérdidas, con base en la información histórica de las principales empresas de distribución del país, finalmente se planteó un mecanismo de remuneración de las pérdidas que fue aplicado para la situación particular de cada agente.

Por otra parte, (Garcés, Correa, & Sánchez, 2014) realizaron un estudio de operación económica de dispositivos almacenadores de energía para disminución de pérdidas, en él se presenta un algoritmo para la operación óptima de unidades de almacenamiento de energía, desde la perspectiva de las pérdidas de potencia activa. Propusieron un modelo basado en relajación lagrangeana. Los resultados de simulación sobre el alimentador de distribución IEEE de 37 nodos demostraron que un sistema de almacenamiento de energía puede ser utilizado para minimizar las pérdidas en un sistema de distribución, a través de la modificación de la curva de carga. La principal contribución de este enfoque consiste en el tratamiento de la función objetivo y el algoritmo de optimización. Los multiplicadores de LaGrange se utilizan para determinar la ubicación y el dimensionamiento óptimo de las unidades de almacenamiento.

Otra de las instituciones pioneras en este campo es la Universidad Tecnológica de Pereira, en la que se han adelantado varios estudios en cuanto a pérdidas eléctricas, entre los que se destaca el realizado por (Acosta, Hincapié, & Gallego, 2013) en él que trabajaron la identificación de pérdidas técnicas en redes de baja tensión con sistemas de puesta a tierra, ahí se propone una aplicación para observar el impacto del neutro y sistemas de puesta a tierra en el cálculo de pérdidas técnicas, usando un flujo de carga radial trifásico tetrafililar. Para asegurar y acelerar la convergencia de este algoritmo, se hace uso de la técnica Anderson Mixing Scheme, dando

robustez y eficiencia a la metodología. Para el desarrollo de ella, se hizo uso de un sistema de distribución, con el cual se establece un análisis comparativo considerando diversos escenarios. Los resultados obtenidos indicaron la necesidad de involucrar en el cálculo de pérdidas técnicas las ocasionadas por el sistema de puesta a tierra, con el fin de calcular con mayor precisión este valor.

En esta misma línea (Trejos, 2014) propuso una metodología que permite la identificación y detección de usuarios con actividades de fraude o anomalías en sus equipos de medición de energía eléctrica, teniendo en cuenta atributos propios de los perfiles de carga. La metodología parte del hecho en el cual no se conocen a priori las etiquetas para aquellos registros normales y sospechosos, que conforman la base de datos; por lo cual, por medio de un proceso de validación, se definen los datos que hacen parte de cualquiera de las etiquetas definidas anteriormente. Se aplica una etapa previa de pre-procesamiento con el fin de realizar una depuración de la información base e identificar y remover aquellos registros con comportamientos atípicos que afectan el desempeño de los métodos de agrupamiento y clasificación. Una de las conclusiones más importantes a la que se llegó con el estudio es la muestra de los algoritmos Adaboost y Baggingen el cual presentan un desempeño mejor a los algoritmos basados en máquinas de soporte vectorial y clasificadores Bayes, esto se debe a la estructura propia de los primeros que buscan la combinación del mismo algoritmo varias veces con el fin de minimizar el error en la clasificación.

**A nivel local:** No se hallaron registros de estudios ni documentación de literatura gris relacionados con la pérdida de energía eléctrica.

### **3. OBJETIVOS**

#### **3.1. Objetivo General**

Desarrollar una metodología que permita estimar el parámetro de pérdida de energía eléctrica a través de un método del enfoque bayesiano de la estadística.

#### **3.2. Objetivos Específicos**

- Analizar el comportamiento de los datos de pérdida de energía eléctrica.
- Determinar una metodología de estimación del parámetro de pérdida.
- Realizar la estimación del parámetro de pérdida de energía eléctrica.



## 4. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

### 4.1. Energía Eléctrica

La electricidad es la forma de energía más utilizada hoy en día, es una forma de energía relativamente fácil de producir en grandes cantidades, de transportar a largas distancias, de transformar en otros tipos de energía y de consumir de forma aceptablemente limpia. Está presente en todos los procesos industriales y en prácticamente todas las actividades humanas por lo que se puede considerar como un bien básico insustituible.

Para que la electricidad pueda ser utilizada es necesario, como en cualquier otra actividad industrial, un sistema físico que permita y sustente todo el proceso desde su generación hasta su utilización y consumo final. Este sistema es el sistema eléctrico, que se define como el conjunto de instalaciones, conductores y equipos necesarios para la generación, transmisión y distribución de energía eléctrica.

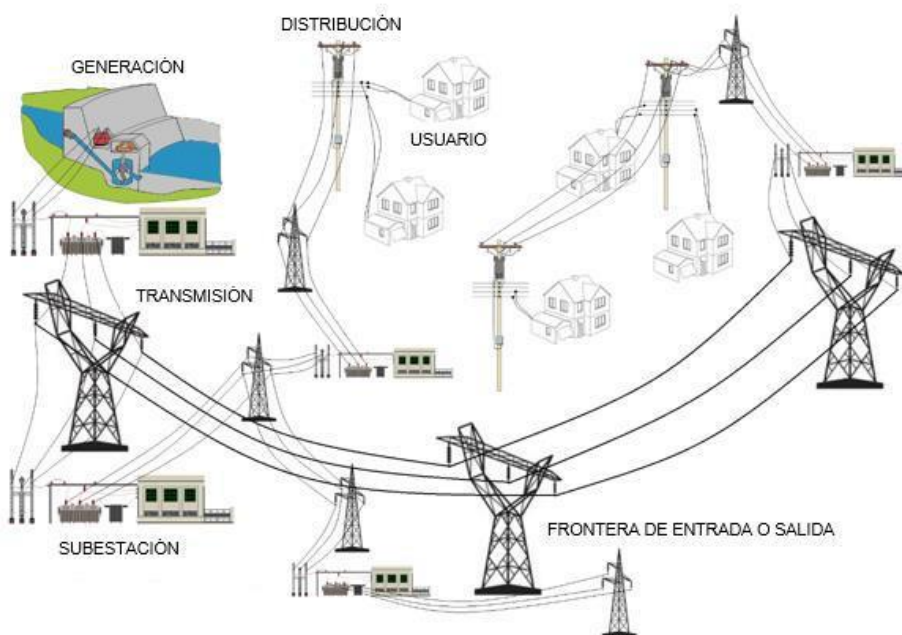


Figura 1: Sistema Eléctrico

La Figura 1, se pueden observar las diferentes etapas presentes en el sistema eléctrico como lo son: generación, transmisión, distribución y comercialización. La generación tiene lugar en las centrales hidráulicas, térmicas (de carbón, de gas, de ciclo combinado, y de cogeneración) y centrales nucleares. Los alternadores de las centrales generadoras producen la energía eléctrica en media tensión, tensión que se eleva mediante los transformadores de salida de la central, para ser inyectada en la red de transmisión. La frecuencia del sistema de corriente alterna que se genera es fija y está normalizada: 50 Hz en Europa y 60 Hz en América.

La red de transmisión y distribución está formada por las líneas que llevan la energía hasta los consumidores. La transmisión se hace en alta tensión para disminuir las pérdidas y maximizar la potencia transportada. La red de alta tensión es una red geográficamente extensa, son las que enlazan entre si las diferentes regiones de un país. Su función es intercambiar energía entre las regiones que une, por lo que la transferencia de potencia puede ser bidireccional (entrada o salida). Para la distribución de la energía se utilizan subestaciones, las cuales se encargan de reducir los niveles de alta a media tensión, en esta red se encuentran los centros de transformación en los que la tensión se va reduciendo hasta que finalmente y conforme al sistema, llega hasta los consumidores finales.

#### **4.1.1. Subestaciones Eléctricas**

Las subestaciones son un arreglo de equipos y obras complementarias, destinadas a la transferencia de energía eléctrica mediante la transformación o distribución de potencia. Una subestación está constituida por un conjunto de equipos que cumplen la función de unir eléctricamente varios circuitos proporcionando funciones de maniobra, protección y supervisión necesarias para la operación segura y confiable del sistema eléctrico.

### 4.1.2. Alimentador Eléctrico

Conductor encargado de suministrar toda la corriente que un grupo de cargas consume. Coloquialmente se puede decir que es el conductor principal que viene del transformador para alimentar un edificio y llega hasta el interruptor general en el centro de cargas.

### 4.1.3. Pérdidas de Energía

Las pérdidas de energía se establecen como la diferencia entre la energía comprada y la energía vendida y pueden ser clasificadas en pérdidas técnicas y no técnicas. Las pérdidas técnicas se relacionan como la energía que se pierde durante el transporte y distribución dentro de la red como consecuencia del calentamiento natural de los transformadores y conductores que transportan la electricidad desde las centrales generadoras a los clientes y las pérdidas no técnicas representan el saldo restante de las pérdidas de energía y obedecen principalmente al uso clandestino del servicio, errores administrativos y técnicos. Las pérdidas de energía son las que se presentan en cualquier proceso de transferencia o transformación de energía.

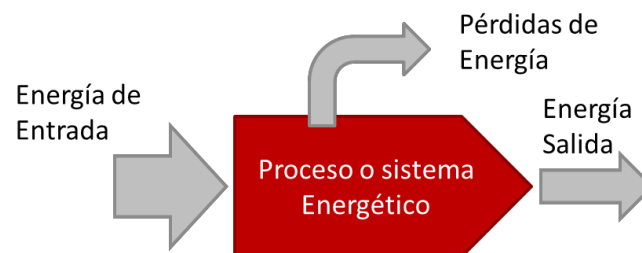


Figura 2: Pérdida de energía

Las pérdidas son simplemente la diferencia entre la energía de entrada y la energía de salida, en un proceso energético.

$$\text{Pérdidas de energía} = \text{Energía Entrada} - \text{Energía Salida}$$

$$\% \text{Pérdidas de energía} = \frac{\text{Energía Entrada} - \text{Energía Salida}}{\text{Energía Entrada}} * 100\%$$



## 4.2. Teorema de Bayes

En el año 1763, dos años después de la muerte de *Thomas Bayes* (1702-1761), se publicó una memoria en la que aparece, por primera vez, la determinación de la probabilidad de las causas a partir de los efectos que han podido ser observados. El cálculo de dichas probabilidades recibe el nombre de Teorema de Bayes. En él, se expresa la probabilidad condicional de un evento aleatorio  $A$  dado  $B$  en términos de la distribución de probabilidad condicional del evento  $B$  dado  $A$  y la distribución de probabilidad marginal de sólo  $A$ , (Box, 1992).

El Teorema de Bayes se define matemáticamente por la siguiente formula:

$$P(A_n|B) = \frac{P(B|A_n) P(A_n)}{\sum P(B|A_i) P(A_i)}$$

Donde  $B$  es el suceso sobre el que tenemos información previa y  $A_n$  son los distintos sucesos condicionados. En la parte del numerador tenemos la probabilidad condicionada, y en la parte del denominador tenemos la probabilidad total.

El Teorema de Bayes ofrece un potente método estadístico para evaluar nueva información y revisar estimaciones que se expresaron con anterioridad basadas en limitada información de probabilidad en donde los datos se encuentran en un solo estado. Si este teorema es utilizado de manera adecuada, es indispensable reunir grandes cantidades de datos en un lapso amplio de tiempo con el fin de tomar mejores decisiones basadas en probabilidad. Es válido en todas las aplicaciones de la teoría de la probabilidad. Sin embargo. Hay una controversia sobre el tipo de probabilidades que emplea. En ciertas condiciones, los partidarios de la estadística tradicional sólo admiten probabilidades basadas en experimentos repetibles y que tengan una confirmación empírica mientras que los llamados estadísticos bayesianos permiten probabilidades subjetivas.

El teorema puede ser adecuado para indicar cómo debemos modificar nuestras probabilidades subjetivas cuando se recibe información adicional de un experimento. La utilidad de la estadística bayesiana está expuesta en ciertas estimaciones basadas en el conocimiento subjetivo a priori y admitir revisar esas estimaciones en función de la demostración, (Silva & Benavides, 2001).

### **4.3. Inferencia Bayesiana**

La incertidumbre es natural en el proceso de razonamiento donde se pueden establecer reglas para inferir de manera deductiva una proposición determinada que puede ser verdadera o falsa, según sea el límite de esta estimación. Dentro de los métodos de razonamiento se encuentran los *Modelos Bayesianos*, que simulan diferentes condiciones de incertidumbre cuando no se conoce si es verdadera o falsa la hipótesis enunciada en un rango de variación. Todos los modelos bayesianos tienen en común la asignación de la probabilidad como medida de creencia de una hipótesis, así es que, la inferencia es un proceso de reajuste de medidas de creencia al conocerse nuevos axiomas.

Cuando se utilizan evidencias y observaciones para establecer que una suposición sea cierta, es lo que se denomina como Inferencia Bayesiana. Se observa la evidencia y calcula un valor estimado según el grado de creencia planteado en la hipótesis. Esto implica que al tener mayor cantidad de datos disponibles se podrá obtener resultados más satisfactorios. El uso de la inferencia bayesiana en los casos donde las distribuciones normales se aplican, requiere que sólo dos actos sean evaluados en cierto momento.

La probabilidad tiene dos formas de interpretación, una *frecuentista* y otra *bayesiana*, estas dos corrientes de pensamiento tienen la comunidad estadística dividida: la primera considera la probabilidad como la frecuencia relativa de un experimento aleatorio, es decir se interpreta la

probabilidad como un evento netamente objetivo que encontramos en la naturaleza, en este enfoque se considera que bajo las mismas condiciones si el experimento se realiza un número grande de veces, la probabilidad del evento  $A$  esta dado por:  $P(A) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{n_A}{n}$ , Donde  $n_A$  es el número de observaciones dentro del experimento que tiene el atributo y  $n$  el número de veces que se repite el experimento. La segunda, el enfoque bayesiano, interpreta la probabilidad de manera subjetiva, y la utiliza para expresar su creencia respecto a una afirmación, dada cierta evidencia; está estrechamente relacionada con el concepto de probabilidad condicional, concepto que conlleva al Teorema de Bayes; en la corriente bayesiana es común asignarle probabilidades, a cualquier tipo de afirmación, incluso si el experimento asociado no es aleatorio, es de aclarar que el método bayesiano también hace uso de la información contenida en la muestra, pero no depende solo de ella al momento de la toma de una decisión.

La Inferencia Bayesiana, está completamente determinada por el uso del Teorema de Bayes, nos permite asignar probabilidades a priori, sobre eventos que no son necesariamente de naturaleza aleatoria, es decir podemos incorporar información externa a nuestro experimento, siendo más precisos al conocer la ocurrencia de algún evento en nuestro experimento.

#### **4.3.1. Distribuciones a priori**

En Inferencia Bayesiana, una distribución de probabilidad a priori de una cantidad  $p$  desconocida, es la distribución de probabilidad que expresa alguna incertidumbre acerca de  $p$  antes de tomar en cuenta los “datos”. Aplicando el Teorema de Bayes, la probabilidad a priori se multiplica por la verosimilitud, al normalizar se obtiene la distribución de probabilidad posteriori, la cual es la probabilidad de la distribución condicional dados los datos.

Los parámetros de las distribuciones a priori son llamados hiperparámetros, para distinguirlos de los parámetros del modelo. Por ejemplo, si se está usando una distribución beta para modelar la distribución del parámetro  $p$ , entonces:  $p$  es un parámetro de una distribución Bernoulli, y  $\alpha, \beta$  son parámetros de la distribución a priori (distribución beta), y por lo tanto hiperparámetros.

### 4.3.2. Distribución a posteriori

En Inferencia Bayesiana, una distribución de probabilidad a posteriori de un evento aleatorio es la probabilidad condicional que es asignada después de que la evidencia es tomada en cuenta.

### 4.3.3. Estimación de Máxima Verosimilitud

Sean  $\tilde{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)$  una muestra aleatoria de una variable aleatoria  $X$  con función de densidad (o de masa de probabilidad)  $f(\tilde{x} | \sigma)$ , con  $\sigma = (\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_k) \in \theta \subseteq \mathbb{R}^k$ . Sea  $\Omega$  el espacio muestral, es decir, el conjunto de todos los posibles valores de  $\tilde{X}$ . Se define la función de verosimilitud para  $\tilde{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in \Omega$  como

$$L(\cdot | \tilde{x}): \theta \rightarrow \mathbb{R}^+$$

$$\sigma \rightarrow L(\sigma | \tilde{x}) = f(\tilde{x} | \sigma) = \prod_{i=1}^n f(x_i | \sigma)$$

Para cada muestra  $\tilde{x} \in \Omega$ , el **estimador de máxima verosimilitud**  $\bar{\sigma}$  de  $\sigma$  es el valor de  $\theta$  que hace la máxima verosimilitud  $L(\cdot | \tilde{x})$ :

$$L(\bar{\sigma} | \tilde{x}) = \max_{\sigma \in \theta} L(\sigma | \tilde{x})$$

## **5. METODOLOGÍA**

### **5.1. Enfoque de la Investigación**

El enfoque de la investigación es de carácter cuantitativo. La metodología se enmarca en un estudio con enfoque bayesiano y corte transversal. Se determinó con enfoque bayesiano, debido a que al parámetro de varianza se le ajustó una distribución previa positiva, en ese sentido, asignamos como candidata la distribución previa gamma inversa. Se estableció la forma empírica de estimación (método empírico de bayes) para encontrar los valores de los hiperparámetros de la distribución previa y a partir de estos resultados se encuentre la distribución posterior y a ésta, se le evaluó el estimador de bayes con respecto a la función de pérdida cuadrática, esto es, se toma la esperanza(media) de la distribución posterior como medida que resume el parámetro de pérdida de energía eléctrica. Y corte transversal, porque los datos a utilizar fueron recopilados en el mismo periodo de tiempo.

### **5.2. Fuente de Información**

La fuente de información principal es la Empresa Electrificadora del Huila (ELECTROHUILA S.A. - E.S.P.), de ellos se obtuvo los datos de pérdida de energía técnica en redes de distribución. Electrohuila, es una empresa colombiana de servicios públicos de naturaleza mixta que se rige por las Leyes 142 y 143 del 1994 y que provee soluciones integrales en distribución y comercialización de energía eléctrica en el Departamento del Huila y cuenta con algunos clientes en otras ciudades del País, con una utilidad neta de casi \$39 mil millones registrada para el año 2018, es reconocida como una de las empresas más grandes a nivel Departamental. Los datos son medidos en kilovatios (kW) y compilados mensualmente por personal autorizado de la empresa, tomados de la energía sobrante en cada alimentador.



### **5.3. Población**

La base de datos utilizada tiene un registro mensual consignado desde el año 2014 hasta el año 2018, en total son 18.006 datos, los cuales están divididos por zonas, subestación y alimentador.

### **5.4. Muestra**

Para el presente trabajo, se decidió tomar la Zona Este (ZE) en la cual se encuentra el Municipio de Neiva, la subestación Centro y 54 alimentadores identificados en Centro I, que representa en su mayoría zona comercial. Para el proceso de estimación, se utilizaron los datos correspondientes del año 2018 del cual se seleccionaron cuatro alimentadores aleatoriamente de Centro I, consignando en total 48 datos, y para el método empírico de Bayes, se utilizaron 192 datos seleccionados de los mismos 4 alimentadores iniciales, pero del año 2014 al año 2017.

### **5.5. Instrumentos**

Para llevar a cabo este trabajo de investigación, se organizaron en la Hoja de Cálculo Excel los datos correspondientes a la pérdida de energía eléctrica consignada mensualmente en los alimentadores de Centro I. Luego con ayuda del Software Estadístico RStudio se obtuvo el análisis descriptivo, algunos gráficos que facilitaron la comprensión del comportamiento de los mismos, el cálculo de la media y la varianza del vector de estimaciones y la estimación del parámetro de pérdida de energía eléctrica.

### **5.6. Procesamiento y análisis de la información**

Para el procesamiento y análisis de la información se utilizaron los siguientes métodos estadísticos:

### 5.6.1. Enfoque Bayesiano

Desde el enfoque Bayesiano, el parámetro  $\emptyset = \sigma^2$  se considera como una variable aleatoria que puede ser modelada al usar una distribución continua previa de probabilidad  $h(\emptyset)$  que puede ser actualizada mediante observaciones de una muestra  $p_1, p_2, \dots, p_n$ . Por consiguiente, se obtienen distribuciones posteriores de las cuales brindan una descripción completa del conocimiento sobre la cantidad aleatoria  $\emptyset$  obtenida a partir de la cuantificación de las distribuciones previas y la información. Para determinar la función densidad de la distribución posterior, se observa que, del Teorema de Bayes,

$$P(\emptyset | p_1, p_2, \dots, p_n) = \frac{P(p_1, p_2, \dots, p_n | \emptyset) P(\emptyset)}{P(p_1, p_2, \dots, p_n)}$$

con

$$P(p_1, p_2, \dots, p_n) = \int_0^{\infty} P(p_1, p_2, \dots, p_n | \emptyset) P(\emptyset) d\emptyset$$

se tiene que

$$P(p_1, p_2, \dots, p_n | \emptyset) = L(\emptyset, \mu | p_1, p_2, \dots, p_n)$$

y

$$P(\emptyset) = h(\emptyset)$$

Por tanto, a partir de la función de verosimilitud  $L(\emptyset, \mu | p_1, p_2, \dots, p_n)$  y una distribución previa  $h(\emptyset)$ , es posible obtener la distribución posterior de  $\emptyset$  de la siguiente forma:

$$h(\emptyset | p_1, p_2, \dots, p_n) = \frac{L(\emptyset, \mu | p_1, p_2, \dots, p_n) h(\emptyset)}{\int_0^{\infty} L(\emptyset, \mu | p_1, p_2, \dots, p_n) h(\emptyset) d\emptyset}$$

### Distribución previa Gamma Inversa

Con base al conocimiento natural del parámetro  $\emptyset > 0$ , se asume como buena candidata la distribución previa Gamma Inversa la cual permite la asimetría dentro de su estructura. La función densidad de la distribución Gamma Inversa con parámetros  $\alpha, \beta$  es:

$$h(\emptyset) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \emptyset^{-(\alpha+1)} \exp\left[-\frac{\beta}{\emptyset}\right] \quad (*)$$

Considerando esta distribución para modelar el comportamiento natural de la variación de la pérdida de energía eléctrica, se obtiene la siguiente distribución posterior,

$$\begin{aligned} h(\emptyset | p_1, p_2, \dots, p_n) &= \frac{(2\pi\emptyset)^{-\frac{n}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2\emptyset} \sum_{i=1}^n p_i^2\right] \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \emptyset^{-(\alpha+1)} \exp\left[-\frac{\beta}{\emptyset}\right]}{\int_{\emptyset}^{\infty} (2\pi\emptyset)^{-\frac{n}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2\emptyset} \sum_{i=1}^n p_i^2\right] \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \emptyset^{-(\alpha+1)} \exp\left[-\frac{\beta}{\emptyset}\right] d\emptyset} \\ &= \frac{\left[\beta + \sum_{i=1}^n \frac{p_i^2}{2}\right]^{\alpha + \frac{n}{2}}}{\Gamma\left(\alpha + \frac{n}{2}\right)} \emptyset^{-\left(\frac{n}{2} + \alpha\right) - 1} \exp\left[-\frac{1}{\emptyset} \left(\beta + \sum_{i=1}^n \frac{p_i^2}{2}\right)\right] \end{aligned}$$

La cual es una distribución Gamma Inversa de parámetros  $(\alpha^*, \beta^*)$  con

$$\left(\alpha^* = \alpha + \frac{n}{2}, \beta^* = \beta + \sum_{i=1}^n \frac{p_i^2}{2}\right) \quad (**)$$

### Estimación de los hiperparámetros

Como los hiperparámetros  $\alpha$  y  $\beta$  son desconocidos y no contamos con el criterio de un experto, entonces el proceso de elicitación se realiza mediante el método empírico de bayes. Para ello, se soluciona el sistema de ecuaciones 2x2 representados por la forma matemática de la esperanza y la varianza de la distribución Gamma Inversa de la siguiente forma:

$$\begin{cases} \widehat{E}(P) = \frac{\beta}{\alpha - 1} & (1) \\ \widehat{Var}(P) = \frac{\beta^2}{(\alpha - 1)^2(\alpha - 2)} & (2) \end{cases}$$

Despejando de (1), tenemos (3)  $\beta = \widehat{E}(P)(\alpha - 1)$  reemplazando lo anterior en (2), se tiene:

$$\widehat{Var}(P) = \frac{\beta^2}{(\alpha - 1)^2(\alpha - 2)} = \frac{\widehat{E}(P)^2(\alpha - 1)^2}{(\alpha - 1)^2(\alpha - 2)} = \frac{\widehat{E}(P)^2}{\alpha - 2}$$

$$\widehat{Var}(P) = \frac{\widehat{E}(P)^2}{\alpha - 2} \quad (4)$$

Ahora de (3) se despeja el valor de  $\alpha$ :

$$\widehat{E}(P)^2 = (\alpha - 2)\widehat{Var}(P) = \alpha\widehat{Var}(P) - 2\widehat{Var}(P)$$

$$\widehat{E}(P)^2 + 2\widehat{Var}(P) = \alpha\widehat{Var}(P)$$

$$\alpha = \frac{\widehat{E}(P)^2}{\widehat{Var}(P)} + 2 \quad (5)$$

Finalmente, reemplazo (5) en (3)

$$\beta = \widehat{E}(P)(\alpha - 1) = \widehat{E}(P) \left( \frac{\widehat{E}(P)^2}{\widehat{Var}(P)} + 2 - 1 \right) = \frac{\widehat{E}(P)^3}{\widehat{Var}(P)} + \widehat{E}(P)$$

$$\beta = \frac{\widehat{E}(P)^3}{\widehat{Var}(P)} + \widehat{E}(P)$$

Por lo tanto,

$$\alpha = \frac{\widehat{E}(P)^2}{\widehat{Var}(P)} + 2 \quad \beta = \frac{\widehat{E}(P)^3}{\widehat{Var}(P)} + \widehat{E}(P)$$

### Método empírico de Bayes

A partir del conjunto de datos históricos de la pérdida de energía eléctrica desde el año 2014 al 2017, se seleccionan 192 datos de los mismos 4 alimentadores escogidos inicialmente del año 2018, se dividió el conjunto de datos en 12 grupos excluyentes y exhaustivos con 16 observaciones cada uno. A los cuales se les evaluó la varianza, para así formar un vector de estimaciones para sigma cuadrado. Seguidamente se calculó la media y la varianza al vector de estimaciones:

$$\widehat{E}(P) = 34$$

$$\widehat{Var}(P) = 22.129$$

Reemplazamos el valor de  $\widehat{E}(P)$  y  $\widehat{Var}(P)$  en la estimación de los hiperparámetros:

$$\alpha = \frac{\hat{E}(P)^2}{\widehat{Var}(P)} + 2 = 2,0517$$

$$\beta = \frac{\hat{E}(P)^3}{\widehat{Var}(P)} + \hat{E}(P) = 35,5655$$

Ahora, en (\*\*) reemplazamos a  $\alpha$  y  $\beta$  y así obtenemos el valor de los parámetros de la distribución posterior que en este caso vuelve a ser una distribución Gamma Inversa.

$$\alpha^* = 26,0517$$

$$\beta^* = 619,98$$

(\*\*\*)

## 6. RESULTADOS

### Estadísticas Descriptivas

Tabla 1. *Estadísticas Descriptivas*

Número de Observaciones	48
Media	35.81
Desviación Estándar	4788.06
Varianza	22925540.41
Coefficiente de Asimetría	-1.16
Covarianza	133.70
Curtosis	4.43
Mínimo	-17641
Máximo	10054

Fuente: Elaboración propia

De la Tabla 1, podemos afirmar que, la mitad de las pérdidas están entre -17641 a 35.81 kW y la otra mitad de 35.81 a 10054 kW; ya que los datos se encuentran muy dispersos. En promedio la diferencia entre las pérdidas es de 4788.06 kW. La variación promedio de las pérdidas de energía en la empresa eléctrica es de 30.64%. La asimetría indica que las pérdidas en la empresa tienden a valores bajos. Por otra parte, la curtosis de la distribución normal, tiene un valor positivo, es decir los datos son leptocurticos, en otras palabras, los datos son homogéneos o muy parecidos.

Se obtiene como media promedio 34 kW y como varianza promedio 22.129.

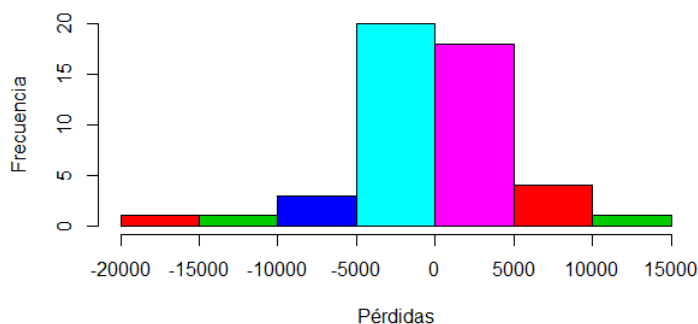


Figura 3: Histograma frecuencia de las pérdidas de energía



En el histograma de la figura 3, se observa que los datos de pérdidas de energía eléctrica muestran que la densidad de las pérdidas es simétrica con un centramiento cercano a cero y se caracteriza por una curtosis mayor a la presentada en la distribución normal de 4.43, con un coeficiente de asimetría de -1.16.

Para probar el supuesto normalidad se realiza la prueba Shapiro-Wilk y para ello planteamos las siguientes hipótesis:

$H_0$ : Los datos siguen una distribución normal

$H_1$ : Los datos no siguen una distribución normal

El  $p - value = 0,1277$  mayor que  $\alpha = 0,05$ , entonces NO se rechaza la Hipótesis Nula, por lo tanto, se cumple el supuesto de normalidad.

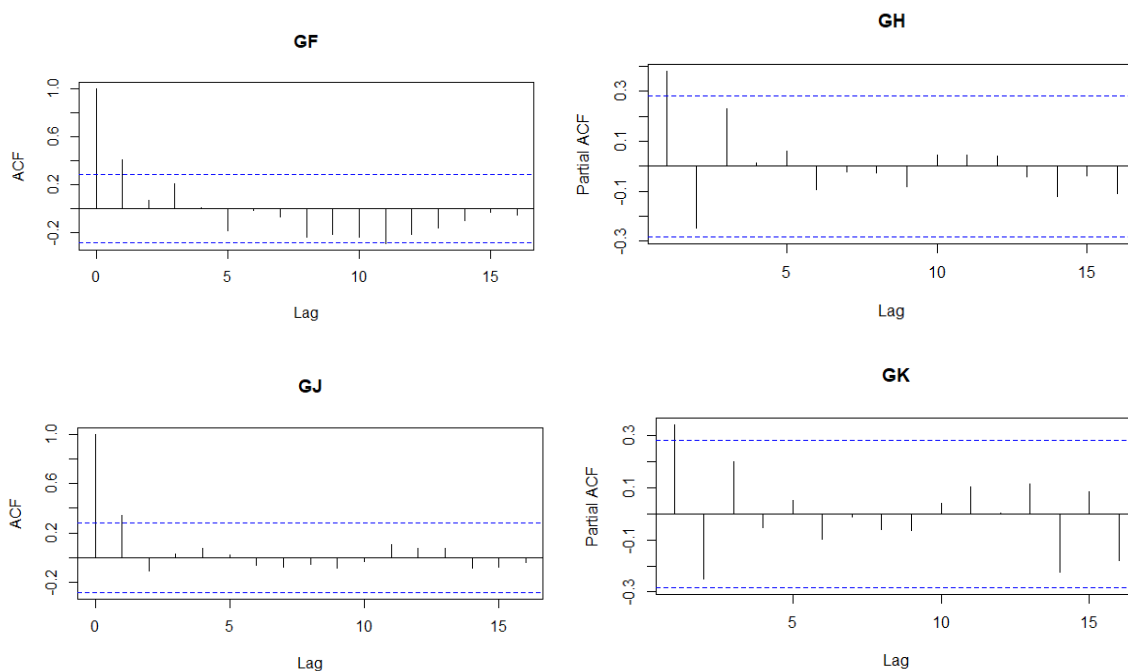


Figura 3: Coeficiente de autocorrelación de las pérdidas de energía

En la figura 3 se puede observar que los autocorrelogramas de las pérdidas de energía eléctrica no poseen rezagos significativos que se encuentren por fuera del intervalo de confianza del 95%, sin

embargo, se aplica la prueba de Ljung-Box, para comprobar las autocorrelaciones de los rezagos. Para ello, se contrasta las siguientes hipótesis:

$$H_0: p_1 = p_2 = \dots = p_k = 0$$

$$H_1: p_i \neq 0 \text{ para algún } i = 1, 2, \dots, k$$

Donde  $k$  es el número de rezagos a probar. El  $p$ -value asociado al estadístico de prueba es 51,87%. Lo que indica que no hay evidencia para determinar la presencia de rezagos significativos. Por tanto, no hay presencia de autocorrelación serial. Esto sugiere no ajustar un modelo en media condicional o de varianza condicional para las pérdidas de energía eléctrica.

### **Estimación del parámetro de pérdida de energía eléctrica**

Teniendo los valores de los parámetros  $\alpha$  y  $\beta$  de la distribución posterior (\*\*\*) , hacemos la estimación del parámetro de pérdida de energía eléctrica con la función `rinvgamma` en el Software Estadístico RStudio usando el estimador de bayes con respecto a la función de pérdida cuadrática:

```
EST<-rinvgamma(10000,26.0517,619.98)
```

El cual dio como resultado  $24,7082 \approx 25 \text{ kW}$ .

## 7. CONCLUSIONES

Al realizar el análisis de los datos de pérdida de energía eléctrica se encontró que la dispersión de los datos es alta, puesto que la diferencia en pérdida de un alimentador a otro es significativa; con ayuda de la prueba Shapiro-Wilk se comprobó el cumplimiento del supuesto de normalidad con un p-value de 0,1277 y con un p-value de 51,87% en la prueba Ljung-Box se comprobó que no existían rezagos significativos indicando que no existe autocorrelación serial, por lo tanto no fue necesario ajustar un modelo en media condicional o de varianza condicional para las pérdidas de energía eléctrica.

La metodología determinada para la estimación del parámetro de pérdida de energía eléctrica se llevó a cabo en tres momentos: La asignación de una distribución previa positiva, el cálculo de los hiperparámetros para la misma y a partir de ellos, calcular la distribución posterior y finalmente se estimó el parámetro de pérdida de energía eléctrica.

La estimación del parámetro de pérdida de energía eléctrica dio como resultado 25 kW. Lo que indica, que la pérdida de energía eléctrica por alimentador en la empresa Electrohuila, no debería ser muy lejano a este parámetro, y que al momento de asignar la energía disponible en cada alimentador pueden ajustar ese suministro teniendo en cuenta el dato de pérdida del mes anterior. El hallazgo de este trabajo puede ser considerado como insumo para la formulación de estrategias que sean orientadas a reducir considerablemente las pérdidas de energía técnica en empresas dedicadas a la distribución de energía eléctrica.

A través del desarrollo de este trabajo se resalta que el uso de la estadística bayesiana puede ser considerada de gran utilidad, tanto en aquellos supuestos en los que la posibilidad de obtener muestras considerables es casi nula y por tanto no es posible la utilización de la estadística frecuentista con garantías, como en los casos en los que el investigador puede aportar información relevante sobre la materia estudiada, enriqueciendo de esa manera el estudio realizado con dicha información adicional.

Aunque los métodos estadísticos son los más apetecidos al momento de investigar la pérdida de energía eléctrica, el aporte del enfoque bayesiano para estimar el parámetro de pérdida de energía eléctrica es protagonista, debido a que en la actualidad es casi nulo el hallazgo de trabajos que implementen este enfoque, primero por el desconocimiento de la teoría del mismo y segundo por el rechazo que aun genera en los investigadores tradicionales, por ser un enfoque que permite analizar muestras pequeñas sin que esto sea un perjuicio de cara a la estimación “insesgada” de los estadísticos de interés.

## 8. BIBLIOGRAFÍA

- Acosta, C. A., Hincapié, R. A., & Gallego, R. A. (2013). Identificación de pérdidas técnicas en redes de baja tensión con sistemas de puesta a tierra. *Dyna*, N° 181, 40-50.
- Box, G. (1992). *Bayesian Inferences in Statistical Analysis*. USA: Wiley-Interscience Publication.
- CREG. (2013). *Decreto 1937*. Bogotá D.C.: Ministerio de Minas y Energía.
- Garcés, A., Correa, C. A., & Sánchez, A. (2014). Operación económica de dispositivos almacenadores de energía para disminución de pérdidas. *Tecnura*, Vol. 18 N° 42, 53-64.
- Hernández, M. Y., Arroyo, G., Santos, M., Rodríguez, G., & Escobedo, H. (2015). Modelo para detectar y prevenir pérdidas no técnicas en sistemas de distribución eléctrica con base en técnicas de minería de datos y redes bayesianas. *Boletín IIE*, 192-199.
- Levin, R., & Rubin, D. (2004). *Estadística para administración y economía*. Pearson: Séptima edición.
- Lopez de Castilla, C. (2011). *Estadística Bayesiana*.
- Lopez de Castilla, C. (2011). *Estadística Bayesiana*. San Marcos: Universidad Nacional Mayor de San Marcos. EP4066.
- Quezada, F. M. (2017). *Modelo basado en minería de datos para la detección de pérdidas no técnicas de redes de distribución*. Sevilla: Escuela Técnica Superior de Ingeniería.
- Romero, D. J., & Vargas, A. (2010). Modelo de incentivos para la reducción de pérdidas de energía eléctrica en Colombia. *Maestría en Derecho Económico*, Vol. 6 N° 6, 221-257.
- Ruiz, A., Gómez, J. R., & Viego, P. R. (2013). Evaluación probabilística de las pérdidas de transformadores de distribución considerando asimetrías y desviaciones de tensión. *Ingeniería Energética*, Vol 34 N° 1, 2-10.
- Silva, L., & Benavides, A. (2001). *El enfoque bayesiano: otra manera de inferir*. : Gac Sanit.
- Trejos, R. D. (2014). *Metodología para la detección de pérdidas no técnicas en sistemas de distribución utilizando métodos de minería de datos*. Pereira: Universidad Tecnológica de Pereira.