

**FLUJO DE CARGA PROBABILÍSTICO EN MICRORREDES: UNA REVISIÓN
HISTÓRICA ESTRICTA**

CARLOS ALBERTO PETRO ANGULO

**INSTITUCIÓN UNIVERSITARIA PASCUAL BRAVO
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA ELÉCTRICA
MEDELLÍN**

2021

**FLUJO DE CARGA PROBABILÍSTICO EN MICRORREDES: UNA REVISIÓN
HISTÓRICA ESTRUCTA**

CARLOS ALBERTO PETRO ANGULO

Trabajo de grado para optar al título de Ingeniero Electricista

Asesor Técnico:

Carlos David Zuluaga Ríos

PhD. en Ingeniería

Asesor Metodológico:

Juan David Velásquez Gómez

M.Sc. en Gerencia de Proyectos

INSTITUCIÓN UNIVERSITARIA PASCUAL BRAVO

FACULTAD DE INGENIERÍA

INGENIERÍA ELÉCTRICA

MEDELLÍN

2021

Contenido

1	Planteamiento del Problema	14
1.1	Contexto	14
1.2	Descripción	15
1.3	Formulación	15
2	Justificación	16
3	Objetivos	18
3.1	Objetivo general	18
3.2	Objetivos específicos	18
4	Referentes Teóricos	19
4.1	Flujo de carga probabilístico (FCP).	19
4.2	Simulación de Monte Carlo (SMC).	19
4.3	Microrredes de Energía.	20
4.4	Tipos de variables aleatorias.	20
4.5	Data-driven approaches.	21
4.6	Marco Conceptual	22
5	Estado del Arte	23
6	Materiales y métodos	32
6.1	Materiales empleados para el flujo de carga en microrredes	32
6.2	Métodos aplicados para flujo de carga en microrredes	35
6.2.1	Simulación de Monte Carlo	35
6.2.2	Redes Neuronales (NN)	36
6.2.3	Método de computación Bayesiana aproximada usando el Jacobiano de la red (JABC)	37
6.2.4	Método de computación Bayesiana aproximada usando remuestreo e información de la red (ABC-GSS)	38

4		
7	Resultados del proyecto	39
7.1	Microrred de 21 Nodos	39
7.2	Microrred 33 Nodos	45
8	Conclusiones	51
9	Recomendaciones	52
10	Referencias Bibliográficas	53

Lista de tablas

Tabla 1. <i>Valores de error cuadrático medio en función de las condiciones de la red neuronal para microrred de 21 nodos.</i>	43
Tabla 2. <i>Valores de error cuadrático medio en función de las condiciones de la red neuronal para microrred de 33 nodos.</i>	48

Lista de Figuras

<i>Figura 1.</i> Sistema eléctrico.	14
<i>Figura 2.</i> Ejemplo de microrred.	20
<i>Figura 3.</i> Microrred de 21 nodos.	34
<i>Figura 4.</i> Microrred de 33 nodos.	35
<i>Figura 5.</i> Arquitectura típica de una red neuronal.	37
<i>Figura 6.</i> Histograma potencia de salida de aerogeneradores en microrred de 21 nodos.	39
<i>Figura 7.</i> Histograma potencia de salida de celdas fotovoltaicas en microrred de 21 nodos. .	40
<i>Figura 8.</i> Histogramas de distribuciones de probabilidad de las tensiones en los nodos con fuentes no convencionales.	41
<i>Figura 9.</i> Diagrama red neuronal.	42
<i>Figura 10.</i> Gráficos lineales de las tensiones resultantes.	44
<i>Figura 11.</i> Histograma potencia de salida de aerogeneradores y de celdas fotovoltaicas en microrred de 33 nodos.	45
<i>Figura 12.</i> Histogramas de distribuciones de probabilidad de las tensiones en los nodos con fuentes no convencionales.	46
<i>Figura 13.</i> Diagrama red neuronal.	47
<i>Figura 14.</i> Gráficos lineales de las tensiones resultantes.	49

Resumen

FLUJO DE CARGA PROBABILÍSTICO EN MICRORREDES: UNA REVISIÓN HISTÓRICA ESTRUCTA

CARLOS ALBERTO PETRO ANGULO

Con el presente estudio, se brinda una revisión exhaustiva de las metodologías que obran como insumo para proporcionar solución al control y operación de los sistemas eléctricos de potencia bajo incertidumbre y también sirve para analizar de manera estocástica los sistemas eléctricos de potencia de generación de energía renovable.

Entre los diferentes estudios relacionados al análisis del flujo de carga probabilístico (FCP) en microrredes, se exponen las metodologías que resuelven estos problemas, los cuales pueden ser clasificados en tres grandes grupos: 1) los métodos basado en simulación, 2) los métodos basados en datos, y 3) los métodos usando linealización.

En este trabajo se implementaron métodos de análisis como la simulación de Montecarlo, simuladores bayesianos libre de verosimilitud y un método basado en datos como la red neuronal, para obtener el comportamiento de la variabilidad de tensiones en microrredes DC considerando generación eólica, generación solar. Particularmente se implementaron todas estas tres metodologías usando microrredes de 21 y 33 nodos. Todo esto soportado por el software Matlab.

Para concluir, lo que se busca resolver con la realización de este trabajo, partiendo de los resultados obtenidos desde los dos sistemas de prueba, es demostrar que con las metodologías propuestas para resolver el problema de FCP es posible desarrollar un análisis comparativo

donde se destacan los pros y contras de los métodos que examinan la incertidumbre en microrredes.

Palabras claves: Flujo de Carga Probabilístico; Microrredes; Redes Neuronales; Simuladores Bayesianos; Simulación de Monte Carlo.

Abstract

This study provides an exhaustive review of the methodologies that serve as input to provide solutions to the control and operation of power systems under uncertainty and also serves to analyze stochastically the power systems of renewable energy generation.

Among the different studies related to probabilistic load flow analysis (FCP) in microgrids, we present the methodologies that solve these problems, which can be classified into three main groups: 1) simulation-based methods, 2) data-driven methods, and 3) methods using linearization.

In this work, analysis methods such as Monte Carlo simulation, Bayesian likelihood-free simulators and a data-driven method such as neural network were implemented to obtain the behavior of voltage variability in DC microgrids considering wind generation, solar generation. Particularly, all these three methodologies were implemented using microgrids of 21 and 33 nodes. All this is supported by Matlab software.

To conclude, the aim of this work, based on the results obtained from the two test systems, is to demonstrate that with the methodologies proposed to solve the FCP problem it is possible to develop a comparative analysis where the pros and cons of the methods that examine the uncertainty in microgrids are highlighted.

Keywords: Probabilistic Load Flow; Microgrids; Neural Networks; Bayesian simulators; Monte Carlo simulation.

Glosario

Aerogeneradores: Dispositivo mediante el cual se puede llevar a cabo la captación de la energía eólica para transformarla en energía eléctrica. Unidad constituida por un generador eléctrico unido a un aeromotor que se mueve por impulso del viento (*Diccionario De Términos De EPM, 2022*).

Banco de Baterías Eléctricas: Conjunto de pilas eléctricas conectadas en serie, en paralelo o en serie-paralelo, diseñadas para ser usadas como fuente de potencia de corriente continua y para suministrar la alimentación de los circuitos de control, medida, protección e instrumentación en microrredes (*Diccionario De Términos De EPM, 2022*).

Celdas fotovoltaicas: Dispositivo, normalmente a base de silicio, que permite la transformación de la radiación solar en electricidad (*Diccionario De Términos De EPM, 2022*).

Distribución de probabilidad: Es aquello que establece todos los resultados posibles de una variable aleatoria (definida como cualquier característica medible que toma diferentes valores con probabilidades determinadas), así como su posible ocurrencia (Islas Salomón et al., 2018, 145).

Flujo de carga: El flujo de carga es un recurso implementado para la resolución de los problemas de planeación, operación y control de los sistemas de potencia en condición de operatividad estática (Grainger & Stevenson, 1996, 731).

Fuentes de energías renovables: Las fuentes provienen de recursos que están relacionados con los ciclos naturales del planeta, haciendo posible que se disponga del recurso de manera permanente. Cada una de las energías implica diferentes tipos de tecnologías con las cuales se obtiene energía en forma de electricidad, fuerza motriz, calor o combustibles (*Energías Renovables, 2019*).

Generación eólica: Instalación industrial para producir energía eléctrica mediante aerogeneradores. Emplea la energía cinética del viento (*Diccionario De Términos De EPM, 2022*).

Generación solar: Energía basada en el llamado efecto fotovoltaico que se produce al incidir la luz sobre materiales semiconductores. De esta forma se genera un flujo de electrones en el interior de esos materiales y una diferencia de potencial que puede ser aprovechada. La unidad base es la célula fotovoltaica. Las células se agrupan en paneles sobre una estructura que suele ser de metales ligeros como el aluminio (*Diccionario De Términos De EPM, 2022*).

Incertidumbre: Se define como el parámetro asociado al resultado de una medición, que caracteriza la dispersión de los valores que podrían ser razonablemente atribuidos a una magnitud sujeta a medición, es decir, es el intervalo o rango de valores en donde existe una duda razonable en el que se encuentra el valor real de la medida realizada (Ellison & Williams, 2012, 133).

Microrredes: Es un conjunto interconectado de recursos energéticos distribuidos y cargas que funciona como una entidad única y con capacidad para funcionar aislada de la red principal o conectada a ella (Hermana & Menéndez Sánchez, 2020).

Probabilístico: basado en o adaptado a una teoría de la probabilidad (su objeto es proporcionar un modelo matemático adecuado, adjudicable a la descripción e interpretación de los fenómenos aleatorios) (Oxford University Press, Inc., 2002).

Redes neuronales: Es un sistema adaptativo que aprende mediante el uso de nodos o neuronas interconectados en una estructura en capas que se asemeja a un cerebro humano. Una red neuronal puede aprender de los datos, por lo que puede entrenarse para reconocer patrones, clasificar datos y pronosticar eventos futuros (The MathWorks, Inc., 2022).

Simulación bayesiana: El método o análisis bayesiano requiere realizar integraciones sobre distribuciones de probabilidad posiblemente de alta dimensión para realizar inferencias acerca de los parámetros de un modelo o realizar predicciones. En el pasado los analistas bayesianos resolvían este problema mediante métodos de integración numérica aproximados (Correa Morales & Barrera Causil, 2019, 236).

Simulación de Montecarlo: Es un método enfocado en la resolución de problemas de carácter matemático a través de un modelo estadístico que consiste en generar posibles escenarios resultantes de una serie de datos iniciales. Trata de simular un escenario real y sus distintas posibilidades, permitiendo al usuario realizar una predicción del comportamiento de las variables según las estimaciones obtenidas con el método (*Simulación De Montecarlo ¿Qué Es? ¿Para Qué Sirve?*, 2022).

Software de Simulación: Herramienta que ayuda a predecir el comportamiento de un sistema, se puede utilizar para evaluar un diseño nuevo, diagnosticar problemas de un diseño existente y probar un sistema en condiciones que son difíciles de reproducir. Para ejecutar esto, se necesita un modelo matemático del sistema, que se puede expresar como un diagrama de bloques, un esquema, un diagrama de estados o incluso código (The MathWorks, Inc., 2022).

Variabes aleatorias: Es una función que asigna un valor, usualmente numérico, al resultado de un experimento aleatorio. En términos formales es una función definida sobre un espacio de probabilidad (*Variable Aleatoria*, 2021).

Introducción

El estudio de este proyecto de investigación se basa en el desarrollo de un estado del arte referente al FCP en microrredes de energía en la que se incluyen las nuevas tecnologías a los sistemas eléctricos, estos a su vez incorporan incertidumbres en las microrredes haciendo que las metodologías comunes o determinísticas carezcan de soporte analítico. Es por ello la importancia de este proyecto que se proyecta a alcanzar un análisis comparativo de las metodologías para analizar microrredes bajo incertidumbre.

Este proyecto se desarrolla por medio de un informe en el que inicialmente se va a evidenciar una búsqueda en bases de datos científicos en los que se exponen los tipos de métodos que se implementan para el análisis probabilístico que describen de la mejor manera posible la incertidumbre presente en un sistema eléctrico usando microrredes de energía de tipo DC.

El proyecto, una vez con ese avance, se llevó a cabo bajo un enfoque teórico-práctico, en donde se implementará software de simulación para representar los sistemas de potencia, se utilizarán modelos de microrredes de diferentes tamaños y características con el objetivo de poder obtener como consecuencia una descripción comparativa entre los métodos seleccionados.

1 Planteamiento del Problema

A continuación, se presenta el contexto, la descripción y la formulación del problema de investigación planteado en el proyecto de grado.

1.1 Contexto

El estudio del flujo de carga es un instrumento que se usa para determinar las condiciones óptimas de operación de una red eléctrica partiendo de la obtención de las tensiones nodales que son necesarias para un análisis, funcionamiento y planificación de un sistema eléctrico. Una vez se conozcan estas variables, se establecerán los flujos que corresponden a las líneas de transmisión que, acompañado de las características de generación, las cargas y la configuración de la red, es factible poder calcular el estado estacionario del sistema de potencia.

El beneficio que conlleva aprovechar los insumos de análisis de los sistemas eléctricos y la importancia del FCP en microrredes, es que por medio de ello, es posible estimar el comportamiento de esos sistemas de generación de energía, capaz de trabajar de forma autónoma o interconectado con la red de energía convencional, frente a incertidumbres en la integración de fuentes no convencionales de energía de operación basados en información estadística con respecto a las variables involucradas en la red.



Figura 1. Sistema eléctrico.

Fuente: Mercado energético (Open International, 2019, 1).

1.2 Descripción

El proyecto se basa en una investigación y análisis de los distintos métodos que se han implementado para resolver los problemas del estudio de las microrredes de energía, donde se han utilizado los flujos de carga probabilísticos para evaluar su comportamiento bajo incertidumbres. El alcance de este proyecto se apoya en el uso del estado del arte, donde se considera como punto de referencia las bases de datos científicas no menores a 5 años, y así poder elaborar una comparación experimental entre métodos encontrados para destacar ventajas y desventajas resultantes.

1.3 Formulación

¿Es posible desarrollar un enfoque comparativo donde se resalten las ventajas y desventajas de los métodos probabilísticos que analicen microrredes de energía en presencia de fuentes no convencionales de energía?

2 Justificación

Debido al cambio climático, los sistemas eléctricos deben afrontar el desafío de llevar a cabo la transición energética hacia fuentes no emisoras de gases de efecto invernadero (Transición Energética, 2021). Ello implica la necesidad de integrar sistemas de generación proveniente de fuentes renovables.

Combatir el cambio climático es posible si se aprovecha el desarrollo de las nuevas tecnologías para beneficio y uso del potencial de la eficiencia energética que ofrecen los recursos renovables. En este contexto, las microrredes se presentan como una alternativa capaz de facilitar la transición energética gracias a la flexibilidad y adaptabilidad que las caracteriza (Gutiérrez et al., 2020), así mismo es una solución para los sistemas eléctricos de potencia por su cercanía a la demanda, algo muy conveniente para la red ya que reduce las pérdidas por transmisión y distribución de electricidad, proporcionando mayor estabilidad y operación económica en las redes.

Los sistemas de potencia son proclives a sufrir transformaciones de este tipo de tecnologías y la penetración de energía renovable. Donde esta última (la generación de electricidad basada en fuentes no convencionales de energía renovable), provoca en el sistema eléctrico cierta incertidumbre que influye en la potencia de las cargas vinculadas a la red eléctrica.

Para el análisis de las microrredes de energía que relacionan la conexión de nuevas fuentes de generación, algunas metodologías determinísticas quedan cortas al momento de establecer un estudio de flujo de potencia al no considerar la variabilidad que proporciona las energías renovables a las microrredes. Para esto, la inclusión de métodos que modelan estas variables de fuentes de energía se hace necesaria para así representarlas e incluirlas en las condiciones del sistema.

Es gracias a estos métodos de análisis que los flujos de carga probabilístico sirven como insumo para otros estudios, como por ejemplo el planeamiento de las redes de energía considerando incertidumbres.

3 Objetivos

A continuación, se puede encontrar el objetivo general y los objetivos específicos para el desarrollo del trabajo de grado.

3.1 Objetivo general

Evaluar metodologías de solución que resuelvan problemas de FCP en microrredes bajo una revisión y comparación analítica de métodos del estado del arte mediante herramientas computacionales con el fin de cuantificar la incertidumbre presente en estas redes.

3.2 Objetivos específicos

- Realizar una búsqueda del estado del arte de las diferentes metodologías que solucionen el FCP en microrredes de energía, por medio de bases de datos especializadas de alto impacto para resaltar puntos de mejora en el análisis probabilístico de estas microrredes.
- Implementar tres metodologías que solucionen el problema de FCP en microrredes de energía, usando herramientas computacionales para la validación de los resultados obtenidos en estas herramientas.
- Analizar experimentalmente tres metodologías implementadas del estado del arte por medio de diferentes microrredes de corriente continua para examinar el contenido de incertidumbre en estas microrredes.

4 Referentes Teóricos

A continuación, se presenta el marco teórico del proyecto.

4.1 Flujo de carga probabilístico (FCP).

Para el análisis del flujo de carga, basado en “Probabilistic load-flow computation using point estimate method” (Su, 2005), este se podría expresar mediante la utilización de dos conjuntos de ecuaciones no lineales. Tomando como base una configuración de red, las ecuaciones de flujo de potencia se podrían describir de la siguiente forma:

$$b = g(x) \quad (1)$$

$$z = h(x) \quad (2)$$

donde g y h son ecuaciones no lineales de flujo de potencia. La x es un vector de variables de estado que contiene los ángulos en los nodos PQ y PV, y las tensiones en los nodos PQ; b es un vector con entradas dadas por la potencia activa neta y la potencia reactiva neta inyectada, que son conocidas. La z es un vector con los flujos de potencia entre líneas. Para solucionar el problema de flujo de potencia (la obtención de x mediante la Ec. (1)), es habitual utilizar el método de Gauss-Seidel o el método de Newton-Raphson de forma iterativa, luego es posible calcular el flujo de potencia empleando la Ec. (2) (Zuluaga R, 2018).

4.2 Simulación de Monte Carlo (SMC).

La simulación de Montecarlo es un método estadístico. Se utiliza para resolver problemas matemáticos complejos a través de la generación de variables aleatorias. El método busca tratar de resolver las incertidumbres de las microrredes basadas en diferentes modelos deterministas. Uno de los inconvenientes que resalta del método de SMC es que este requiere de mucho tiempo, ya que necesita realizar numerosos cálculos para garantizar la precisión del resultado (Lin et al., 2018).

4.3 Microrredes de Energía.

Una microrred es como una pequeña red eléctrica que conecta la generación y la demanda local con la capacidad de funcionar tanto de manera conectada como aislada de una red principal. Las microrredes aparecen como una forma de aportar valor tanto a la red eléctrica principal como a los usuarios de los recursos distribuidos (Hermana & Menéndez Sánchez, 2020).

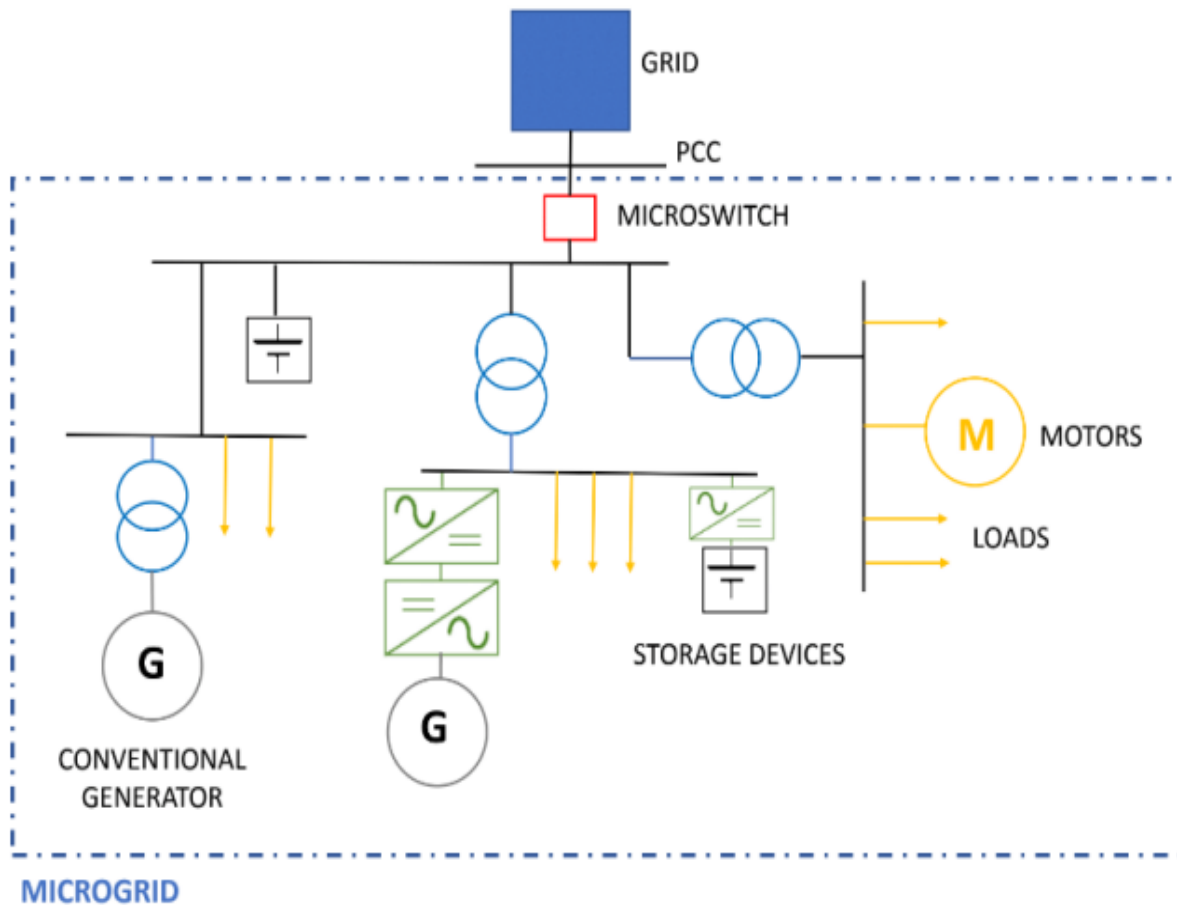


Figura 2. Ejemplo de microrred.

Fuente: Casos de microrredes (Hermana & Menéndez Sánchez, 2020).

4.4 Tipos de variables aleatorias.

Las variables aleatorias son el producto de un resultado numérico entregado por un experimento aleatorio. Los tipos de variables aleatorias en función del número de valores que pueda tomar la variable, se clasifican en: discretas y continuas. Las variables discretas toman

valores de número finito o contablemente infinito de valores distintos. Una distribución de probabilidad para una variable aleatoria discreta siempre puede darse al asignar una probabilidad no negativa a cada uno de los posibles valores que la variable pueda tomar. Las variables continuas pueden tomar cualquier tipo de valor en un intervalo. Las probabilidades de las variables aleatorias continuas (X) se definen como el área por debajo de la curva de su función de densidad de probabilidad (FDP). Por lo tanto, solo los rangos de valores pueden tener una probabilidad diferente de cero. La probabilidad de que una variable aleatoria continua equivalga a algún valor siempre es cero (Minitab, 2019).

4.5 Data-driven approaches.

Los enfoques basados en datos se presentan como un método para resolver los problemas de FCP. Para utilizar estos enfoques basados en datos, es necesario generar las condiciones de funcionamiento del sistema, como las potencias generadas y demandadas que serán modeladas como variables aleatorias con distribuciones de probabilidad específicas. Se extraen N muestras utilizando estas distribuciones de probabilidad.

Estos enfoques basados en datos brindan la posibilidad de aproximar el cálculo del flujo de potencia sin tener que recurrir al cálculo de derivadas parciales y matrices inversas jacobianas de los sistemas. Para ello se utilizan redes neuronales (NN) artificiales para mapear las condiciones de funcionamiento del sistema (entradas) y las soluciones del FCP (salidas). En algunas investigaciones realizadas se han empleado NN de perceptrón multicapa, NN de base radial o NN profundas, respectivamente, para estimar el modelo de flujo de potencia y abordar el esfuerzo computacional en los métodos de simulación basados en la optimización (Zuluaga R., 2021).

4.6 Marco Conceptual

La microrred es un conjunto interconectado de recursos de sistemas de energía eléctrica que integra unidades de generación distribuida, sistemas de almacenamiento de energía y cargas controlables para mantener el suministro de energía en un área definida que funciona como una entidad única y con capacidad para funcionar aislada de la red principal (Corporate Enel X, n.d.).

Una variable aleatoria es aquella función que se le asigna a un número real que fue determinado por un procedimiento de experimentación aleatoria (Wackerly et al., 2009, 939).

El FCP es el análisis de las incertidumbres de un sistema que tiene la finalidad de expresar el estado de una red en función de las variables de entrada inciertas, donde los vectores de entrada son: la carga, las condiciones de la red, los estados de las unidades de generación y la potencia generada (Baghaee et al., 2018).

5 Estado del Arte

En la exploración del presente caso estudio, y buscando una definición del problema que sea ajustada a la realidad, orientada y posible de desarrollar, se dio a la tarea de revisar la literatura existente a través de bases de datos, buscando antecedentes de estudios, investigaciones, artículos similares o relacionados que permitan construir el desarrollo del presente proyecto de investigación.

Inicialmente se empezó a realizar una búsqueda exhaustiva en revistas o investigaciones científicas en las que se haya publicado en la actualidad informes referente al tema del FCP en microrredes, La búsqueda arrojó como resultado un número muy limitado de publicaciones desarrolladas por personas acreditadas en el área de la energía con respecto al tema del análisis del FCP en microrredes. Cada autor en sus publicaciones desarrolló el informe enfocado en un problema concreto a resolver donde se propone ciertas metodologías de solución para poder llegar al análisis y diagnóstico del estudio de una red eléctrica.

Entre los artículos encontrados en la búsqueda de las bases de datos científicas podemos destacar los siguientes informes y describir algunas de sus características descritas por los autores como:

Los autores Lin et al., en el año 2018 plantearon desarrollar un análisis probabilístico de microrredes híbridas por medio de la implementación de una transformación Unscented basada en la transformación de Nataf. El método expresado por los autores como transformación Unscented admite la inclusión de una correlación de la variable de forma muy precisa, eficiente y robusta, más no puede tratar la estrategia de muestreo simétrico, por ello, emplearon la incorporación de la transformación de Nataf con el propósito de que pudiera transformar variables no gaussianas en variables gaussianas estándar, con los resultados de las muestras

logradas, estas pasarían a ser seleccionadas simétricamente por el método de la transformación Unscented. Partiendo de los resultados del método de estudio, encontraron que tiene un buen rendimiento en el análisis probabilístico, que es más preciso, que tiene un mismo costo de cálculo y un porcentaje de error muy bajo comparándolo con otros métodos. Esa transformación Unscented tienen un mejor desempeño en convergencia al calcular el modelo determinista (Xingyu Lin et al., 2018).

Los siguientes autores como Baghaee et al., en el año 2016 propusieron un nuevo algoritmo para el análisis probabilístico de microrredes el cual fue abordado a través de una red neuronal de función de base radial (RBFNN) y la transformación unscented para la solución de dicho estudio, incluyendo las unidades eólicas-fotovoltaicas correlacionadas y los vehículos eléctricos híbridos enchufables. Debido al uso de las NN, los autores manifiestan que no se necesita asignar las variables aleatorias a la función de flujo de potencia no lineal para todos los puntos potenciales en el espacio de la variable estadística y, además, se elimina la necesidad de calcular la matriz Jacobeana en cada iteración. Mediante este estudio se observa que el tiempo de cálculo del algoritmo propuesto disminuye de manera considerable por lo mencionado anteriormente, como consecuencia también puede resolver ecuaciones no lineales que incluye números desiguales de ecuaciones y variables proporcionando suficiente robustez para los sistemas de distribución de microrredes que normalmente tienen altos valores de multiplicador de carga y relación R/X. (Hamid Reza Baghaee et al., 2016)

Para los autores del artículo (Constante-Flores & Illindala, 2018), se encontraban en la búsqueda de cómo poder desarrollar un análisis del flujo de potencia probabilístico para una red de distribución en el que se incluyen fuentes de energía renovable y también se tuvieron en cuenta las incertidumbres en la demanda de carga, la velocidad del viento, la radiación solar y la

ubicación de los recursos energéticos distribuidos (DER). Para poder llegar a eso, en lo que respecta a la demanda de carga, la velocidad del viento y la ubicación de la generación, estos fueron modelados con distribuciones gaussianas, weibull y uniforme discreta, respectivamente. Y en la función de densidad de probabilidad (pdf) y la función de distribución acumulativa (CDF), se implementaron modelos que representan la irradiancia solar, todas estas necesarias para ejecutar la MCS y tomadas en consideración a partir de los datos obtenidos en el Centro de Datos de Recursos del Laboratorio Nacional de Energías Renovables. Fue determinado por los autores que para resolver el flujo de potencia radial, existía la posibilidad de emplear el método de barrido hacia atrás/hacia delante basado en una Simulación de Monte Carlo (MCS) para estudiar diferentes combinaciones de generación y demanda. Partiendo de lo establecido y ejecutado anteriormente, llegaron a concluir que a partir de un determinado nivel de penetración de los DER, el funcionamiento en estado estacionario del sistema puede no presentar ningún otro reto, también determinaron que los sistemas radiales con DER asignados aleatoriamente tienen una relación directa entre la distancia eléctrica de la cabecera del alimentador y la escasez de la magnitud de la tensión.

En el artículo nombrado (Nikmehr & Ravadanegh, 2015), los autores exponen y formulan un método heurístico de flujo de carga que toma en consideración los efectos del comportamiento intermitente de los Recursos energéticos renovables (RER) y la carga se modela en un algoritmo de optimización de FCP. Para llegar a resolver el problema de PLF, se tomó como principio usar un Algoritmo competitivo imperialista (ICA), que tiene una buena propiedad de convergencia para cualquier tipo de red de distribución con y sin nivel de penetración de Generación distribuida (GD). Los autores detectaron una ventaja en la incorporación de este método, y es que resultó ser conveniente para redes de distribución radial como débilmente malladas con

Recursos energéticos renovables (RER) en lo que respecta a la operación y planificación de microrredes. Ya partiendo de los resultados obtenidos con la inclusión de este método, concluyeron que el algoritmo es muy eficiente y es aplicable a las microrredes en redes de distribución inteligentes.

El artículo (Moreira et al., 2020), publicado por los autores Moreira et al., pretenden en su informe manifestar como el flujo de potencia probabilístico puede llegar a tener un alto costo computacional debido a la necesidad de evaluar un gran número de estados y al uso de métodos iterativos para sistemas no lineales. Partiendo de esto, el objetivo que trazaron consiste en proponer un algoritmo de flujo de potencia lineal basado en el método ZBUS implícito de Gauss. Para el nuevo algoritmo, plantearon realizar pruebas en microrredes de pequeña y gran escala, en esas pruebas se obtuvo una ventaja arrojado por el método propuesto en el que demuestra tener una buena precisión y un bajo coste computacional en relación con el método Newton Raphson. Con motivo de los resultados alcanzados por la incorporación de este método, los autores llegaron a la conclusión de querer producir la expansión del algoritmo con el objetivo de considerar incluir aspectos como: microrredes desequilibradas a través del modelo de coordenadas de fase, modelos de carga que dependen en función de la magnitud de la tensión y la frecuencia, validación del procedimiento de linealización a otros sistemas/condiciones de funcionamiento e inclusión de términos de segundo orden de la expansión de Taylor para mejorar la precisión del Flujo de potencia lineal multi-slack (MSLPPF).

“Probabilistic load flow analysis considering the correlation for microgrid with wind and photovoltaic system”, es un artículo publicado por los autores Tian et al. En él, establecieron que debido a la aleatoriedad, la incertidumbre y la correlación de las microfuentes, los modelos de cálculo del flujo de potencia típicos no son adecuados para las microrredes. Debido a esto,

presentan una metodología que plantea un análisis probabilístico del flujo de carga, el cual se basa en la transformación normal polinómica de tercer orden (TPNT) que combina el método de estimación de tres puntos. Con la implementación de este método, extrajeron como conclusión, de acuerdo con los resultados mostrados, que el algoritmo propuesto es genérico, eficaz y correcto. También resolvieron que este puede aplicarse a la investigación sobre la relevancia de las interrupciones entre diferentes microfuentes (Tian et al., 2016).

En el artículo “Probabilistic Load Flow in Microgrid Assessment and Planning Studies”, se explica cómo los autores Oke et al., aplicaron un estudio probabilístico de flujo de carga como una herramienta para decidir la mejor ubicación para la inyección de la energía eólica en la red. Dicha metodología sugerida anteriormente, se fundamenta en que el flujo de carga se lleve a cabo mediante el método Newton Raphson, mientras que la naturaleza probabilística del sistema se modele mediante el método de simulación Monte Carlo. Una vez puesto en marcha el método, concluyeron desde los resultados presentados por un sistema de prueba, que para la ubicación óptima de los puntos de generación eólica se decidiera en función de tres criterios: el nivel de tensión en cada subestación, las violaciones del flujo de la línea y las pérdidas totales del sistema como factores de adjudicación para decidir la ubicación óptima. Se proyectó seguir estudiando la interacción y los efectos de otros generadores distribuidos para exponerlos en futuros artículos (Oke & Thomas, 2013).

Los autores del artículo (Pan et al., 2016), exponen un método probabilístico de cálculo de flujo de carga para GDs controlados por droop. Esa metodología se apoya en querer adoptar el método de Monte Carlo para simular la variabilidad y aleatoriedad de la potencia de la carga y la salida de los GD intermitentes. Para eso, en el cálculo del flujo de carga determinista, se considera la filosofía de control de droop y las características estáticas de tensión y frecuencia de

la carga, y así adoptar el método de Newton Raphson para el cálculo del flujo de carga. Cabe destacar que una de las ventajas del droop-control radica en ser un método de control de DG que opera en paralelo para imitar las características estáticas de caída de los generadores síncronos tradicionales.

En la publicación del artículo (J. Jithendranath et al., 2021), presentada por los autores Jithendranath et al., gestionaron emplear el método de estimación puntual (PEM) para manejar las incertidumbres a fin de resolver el problema de flujo de potencia probabilístico-óptimo (POPF) con múltiples objetivos formulados en una microrred en isla con DG coordinados por caída, incluidas las incertidumbres involucradas en la carga, el viento y la energía solar fotovoltaica con distribuciones de probabilidad adecuadas. La metodología implementada en cuestión, refiere sobre la combinación del PEM con la Transformación Nataf para el flujo de potencia probabilístico-óptimo (POPF) para manejar correlaciones espaciales en generaciones renovables. De lo expuesto anteriormente, pudieron concluir la efectividad del método planteado comparándolo con los resultados con correlaciones selectivas entre la energía eólica y solar fotovoltaica usando MCS, y los errores relativos confirman la precisión aceptable del método propuesto.

El artículo (Wang et al., 2019), presentado por los autores Wang et al., aborda un método de análisis probabilístico de flujo de potencia (PPF) con el objetivo de evaluar la influencia de las incertidumbres en el flujo de potencia de los MG. La finalidad de esta metodología radica en establecer un modelo MG PPF que tenga en consideración diferentes modos de operación de MG e incertidumbres de generación distribuida basada en energías renovables (RDG) y demandas de carga. Posteriormente, con el método de Borgonovo, que es un método de análisis de sensibilidad global (GSA) basado en la densidad, se usaría para evaluar la importancia de las

variables de entrada en el cálculo de la FPP. Para garantizar la mejora de la eficiencia computacional de GSA, se utilizó la expansión del caos polinomial disperso (SPCE) para establecer el modelo sustituto de MG PPF, y el índice de Borgonovo se calculó sobre la base del modelo sustituto. A partir de lo implementado anteriormente, se concluye desde los resultados arrojados por la simulación que el método propuesto identifica incertidumbres críticas que afectan el flujo de potencia de MG.

Los siguientes autores: Liu et al., buscan proponer un método novedoso para calcular el FCP de una microrred de baja tensión. Acción que se respalda por medio de un artículo publicado (Liu et al., 2013). El método anteriormente propuesto, consiste en establecer el modelo trifásico de cada componente de la red, luego se construyen los modelos de probabilidad de series de tiempo, respectivamente, debido a las variaciones temporales de carga, y la potencia de salida de las DG, como la fotovoltaica y la eólica. Luego, se adopta el algoritmo llamado “iteración de punto fijo” para resolver el flujo de carga asimétrico básico, y se usa el método de Monte Carlo para simular la probabilidad. Hay que resaltar que la ventaja del método expuesto radica en que este puede resolver eficazmente los problemas difíciles en la microrred de bajo voltaje, como el flujo de carga desequilibrado, el funcionamiento no en todas las fases y la potencia de inyección incierta. Realizado esto, se tiene entre las conclusiones sobre el método basado en la predicción de la cabeza del día, hacen del método dicho, eficaz para la microrred de baja tensión.

Con el artículo (Chagas et al., 2018), los autores Chagas et al., lanzan un nuevo enfoque en la evaluación de los índices de calidad de la energía para las microrredes que operan en modo insular. La perspectiva de la nueva técnica propuesta para la estimación de los índices de rendimiento de la microrred se basa en la combinación del flujo de potencia del bus de holgura distribuido y el método de estimación puntual con la mezcla gaussiana. Entre las características

de la técnica mencionada, destaca como ventaja que el costo computacional del método es considerablemente menor que el relacionado con la simulación de Monte Carlo, y como desventaja se resalta que las expansiones en serie de funciones ortogonales no son apropiadas para modelar distribuciones de probabilidad multimodal. Determinado lo anterior, se declararon múltiples conclusiones de índole positivas que destacan precisión de las distribuciones multimodales asociadas con el voltaje y la frecuencia en la microrred y un costo computacional considerablemente menor que uno relacionado con la Simulación Monte Carlo.

En el artículo (Zhou & Liu, 2016), se propuso una técnica de predicción de probabilidad conjunta condicional para predecir el flujo de potencia probabilístico teniendo en cuenta la correlación entre el viento y la irradiación. Esta metodología, presentada por los autores Zhou et al., analizó en primer lugar los caracteres de Markov de la velocidad del viento y la irradiación. Luego de esto, se calculó la distribución de probabilidad conjunta condicional (CJPD) y los intervalos de confianza del flujo de potencia de la microrred en el momento de la predicción mediante el modelo de proceso de Markov y el muestreo de hipercubos latinos. Una vez culminado ese proceso, se determinó a manera de conclusión que la técnica CJPD basada en las ideas anteriores está más en línea con el análisis real en incertidumbre de los resultados predictivos en micro-redes que contienen generaciones eólicas y fotovoltaicas.

El próximo artículo (Baghaee et al., 2018), proporciona una propuesta fundamentada en un nuevo método que explota las características no lineales del filtrado de Kalman sin perfume (UKF) basado en descomposición de valor singular (SVD) y para la cuantificación de la incertidumbre. Al utilizar la transformación basada en SVD no lineal propuesta, el algoritmo PLF no requirió mapear las variables aleatorias a la función de flujo de carga no lineal para todos

los puntos potenciales en el espacio de la variable estadística. Arrojando como resultado, que el tiempo de cálculo del algoritmo propuesto disminuyó considerablemente.

6 Materiales y métodos

A continuación, se presenta la metodología que se aplicará para el desarrollo del proyecto.

6.1 Materiales empleados para el flujo de carga en microrredes

En el progreso de la actividad de flujo de carga en microrredes de energía que integran sistemas de generación de energía renovable, se realizaron unos estudios con sistemas de redes de prueba en el cual se consideró la incorporación de fuentes de energía eólica y energía solar.

Para la caracterización de estas fuentes no convencionales, se tomó en consideración las variaciones de la potencia de salida de estas fuentes de energía que tiene una influencia significativa en el funcionamiento de los sistemas de potencia y debe tenerse en cuenta en el cálculo del flujo de potencia de las microrredes de energía.

En lo relacionado a la potencia de salida de fuentes de energía solar, en este caso, correspondiente a las generadas por celdas fotovoltaicas, está se relaciona directamente con la irradiación solar que se manifiesta por una unidad de área de algún lugar y que se describe por la ecuación:

$$Ppv = \eta As \quad (3)$$

Donde la potencia de salida de las celdas fotovoltaicas (Ppv), son resultado del producto entre la eficiencia de la celdas fotovoltaicas(η), el área total de las celdas fotovoltaicas(A), y la irradiación solar máxima(s). Para esto, se llevó a cabo utilizar la distribución Beta a fin de representar las incertidumbres de la radiación solar, cuya función de densidad de probabilidad (PDF) puede tener variados comportamientos, dependiendo de los valores de los parámetros de forma a y b , como:

$$f(s) = \frac{\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)} \left(\frac{s}{s_{\max}}\right)^{a-1} \left(1 - \frac{s}{s_{\max}}\right)^{b-1} \quad (4)$$

Ahora bien, para la potencia de salida de fuentes de energía eólica concerniente a las generadas por turbinas eólicas o aerogeneradores, esta asocia la potencia activa de salida de esos dispositivos y el uso de la velocidad del viento en un espacio geográfico determinado, como se describe en la fórmula:

$$P_{WT} = \begin{cases} 0 & v < v_{in}, v > v_{out} \\ \frac{v - v_{in}}{v_r - v_{in}} P_W^* & v_{in} \leq v \leq v_r \\ P_W^* & v_r < v \leq v_{out} \end{cases} \quad (5)$$

Dicha fórmula, involucra variables como la velocidad de viento (v), velocidad de corte de viento (v_{in}), velocidad de viento de desconexión (v_{out}) y velocidad de rotación nominal (v_r). Es por eso que para representar la incertidumbre que genera personificar la velocidad del viento, se trazó aplicar la distribución de Weibull que viene dada por los parámetros de forma (k) y escala (c) con el fin de caracterizar un conjunto de datos, dándose como:

$$f(v) = \frac{k}{c} \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} \exp\left[-\left(\frac{v}{c}\right)^k\right], v \geq 0 \quad (6)$$

Las microrredes que se emplearon para el desarrollo del presente trabajo de grado y que fue referente a manera de ejemplo para la elaboración de este informe, fueron de los artículos publicados por los autores: Alejandro Garcés con (Garcés, 2018) en la pág.5 y Montoya et al., con (Montoya et al., 2020) en la pág.7. A partir de estos, se rediseñaron las microrredes de prueba y se instalaron en ellos fuentes de energías no convencionales en lugares estratégicos del sistema como se evidencia a continuación en la siguientes figuras:

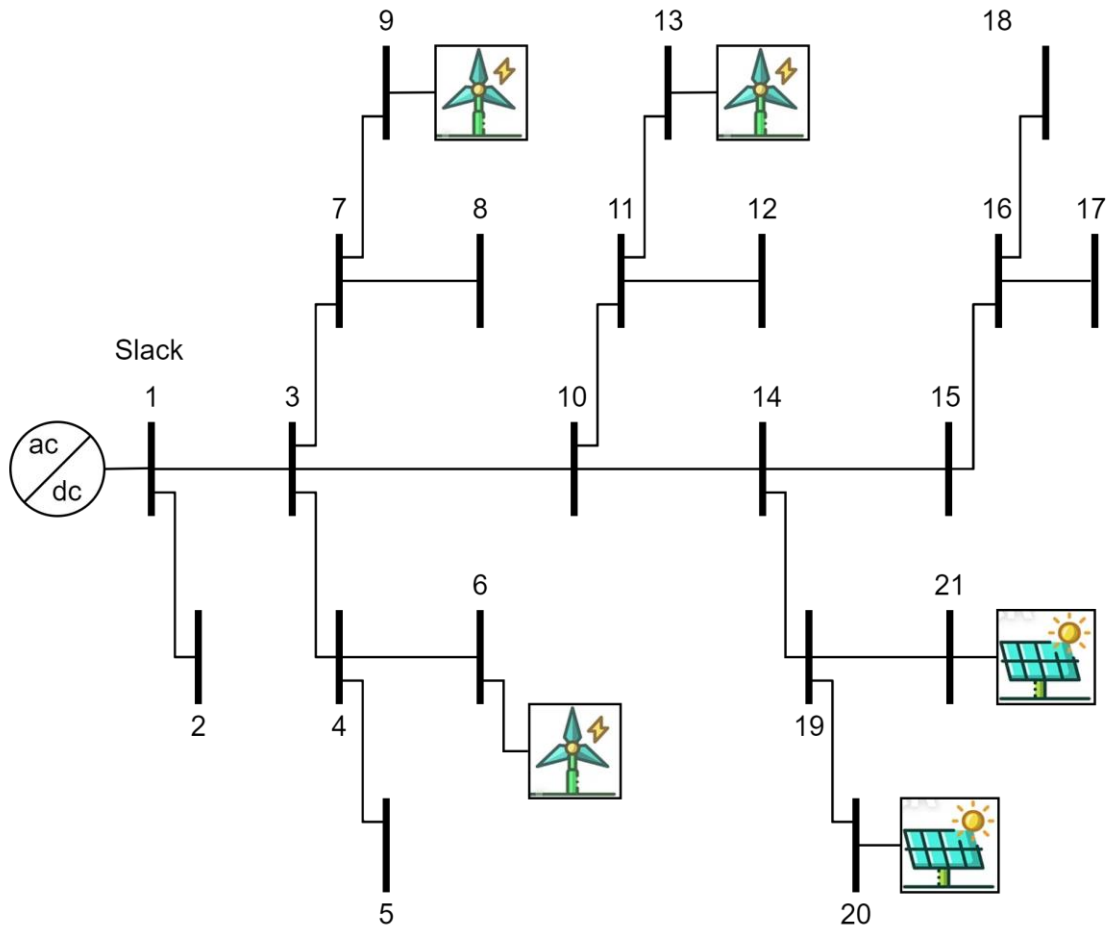


Figura 3. Microrred de 21 nodos.

Fuente: Diseño de Carlos Alberto Petro Angulo.

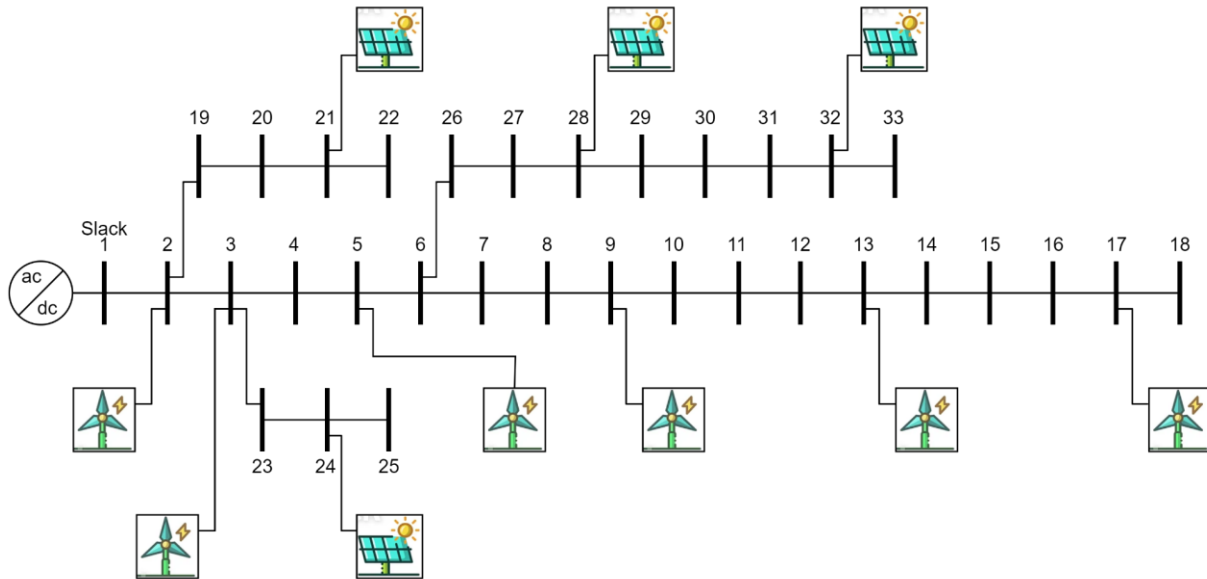


Figura 4. Microrred de 33 nodos.

Fuente: Diseño de Carlos Alberto Petro Angulo.

Los datos de las variables, parámetros y constantes necesarios para el modelado de las fuentes no convencionales se referencio del artículo “Probabilistic power flow analysis of microgrid with renewable energy” publicado por los autores Han Wang, Zheng Yan, Xiaoyuan Xu, Kun He, en las pág. 5 y 6 (Wang et al., 2019). Seguidamente, se remitió al mismo artículo mencionado con anterioridad para obtener los datos característicos y técnicos de las celdas fotovoltaicas y las turbinas eólicas o aerogeneradores por considerarse las más comúnmente utilizadas en estos tipos de sistemas.

6.2 Métodos aplicados para flujo de carga en microrredes

A continuación, se presentan, los métodos aplicados para el flujo de carga en microrredes.

6.2.1 Simulación de Monte Carlo

Para llevar a cabo la aplicación de la simulación de Monte Carlo (López Agüí, 2008, 155) hacia las microrredes de prueba de corriente continua seleccionadas para el desarrollo de este trabajo, se partió de las potencias concernientes a las fuentes de energía de la red, es decir, de las generadas por las turbinas eólicas y las celdas fotovoltaicas. Con dichas potencias se dispone a

modelar variables aleatorias con ciertos parámetros específicos (muestras de 5000 datos). Con cada una de las muestras obtenidas, se emplea una solución del problema de flujo de carga por el método de Newton Raphson. Este proceso se repite para el número de muestras disponibles. Seguido de esto, se trasladan para obtener una distribución de probabilidad como representación de las tensiones extraídas de la microrred.

6.2.2 Redes Neuronales (NN)

En lo que respecta a emplear NN (Russell, 2018, 90) para el análisis del flujo de carga en microrredes de prueba de corriente continua, este evalúa dentro de un sistema adaptativo entrenar nodos o neuronas interconectados en una estructura en capas para reconocer patrones, clasificar datos y pronosticar eventos futuros, destacando la capa de entrada, una o más capas ocultas y la capa de salida. Además, las NN resultan ser muy útiles, ya que ofrecen un procesamiento de los datos en un intervalo de tiempo corto y sin tener que recurrir a implementar modelos matemáticos específicos.

Para efecto del desarrollo de este trabajo, la capa de entrada involucra muestras de variables aleatorias (5000 datos) que corresponden a las potencias de las fuentes no convencionales de la red como las descritas en el método anterior. Así mismo, para la capa de salida, estas son referenciadas de las tensiones obtenidas del método anteriormente mencionado.

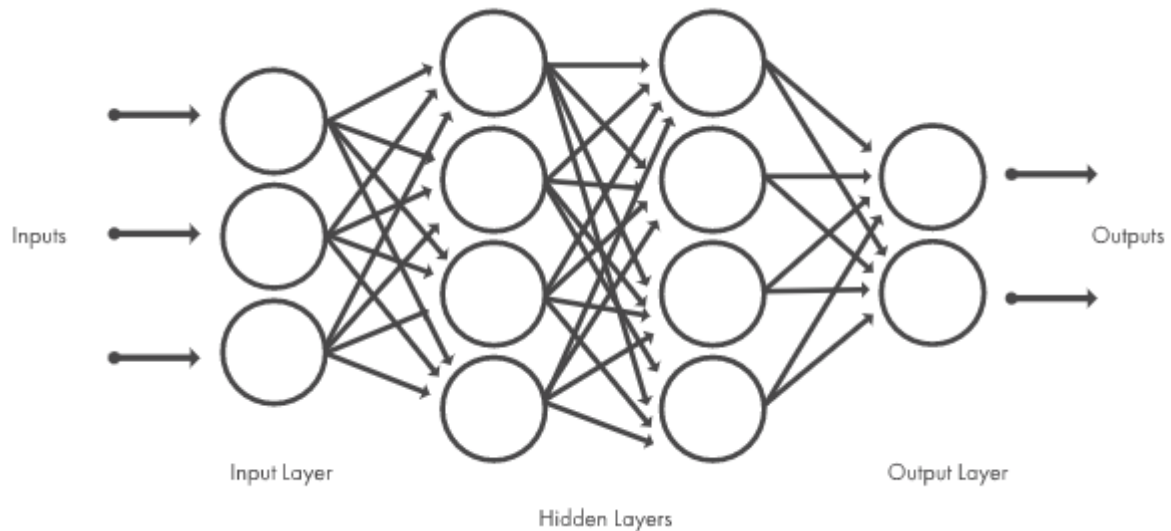


Figura 5. Arquitectura típica de una red neuronal.

Fuente: (The MathWorks, Inc., 2022).

Ahora bien, entre la capa de entrada y la de salida, están las capas ocultas compuesta por varios nodos, o neuronas, que utilizan como entradas las salidas de todos los nodos de la capa anterior, de modo que todas las neuronas se interconectan entre sí a través de las diferentes capas. Una vez cumplido estos requisitos, se pone en marcha el proceso de aprendizaje por medio de la configuración de datos para entrenamiento, validación, prueba de la red neuronal.

6.2.3 Método de computación Bayesiana aproximada usando el Jacobiano de la red (JABC)

El método de ABC se basa en el método de SMC sin verosimilitud. Es decir, puede emplearse para aproximar e inferir distribuciones posteriores sin tener que evaluar funciones de verosimilitud. Estos métodos libres de verosimilitud simulan datos utilizando diferentes parámetros extraídos de la distribución previa y comparan las estadísticas de resumen de los datos simulados con las estadísticas de resumen de los datos observados.

Ahora bien, aplicar el Jacobiano de la red es emplear la matriz Jacobiana de la ecuaciones de flujo de potencia (Zuluaga Ríos, 2018), donde x^* es una variable de estado candidata extraída de q , $q(x|x_i, \Sigma_x)$ es una distribución de propuesta simétrica, x_i es el i -ésimo conjunto de variables de estado aceptadas, D y D' es un vector de errores relativos entre los datos observados y los

simulados en el mismo orden, Σ es la matriz de covarianzas y J_i es el jacobianos de $g(x)$ son ecuaciones de flujo no lineales.

Algoritmo JABC	
1.	Crear x^* desde $q(x x_i, \Sigma_x)$
2.	Simule D' usando $g(D x^*)$
3.	Si $\rho(D, D') \leq \epsilon$
4.	$x_i + 1 = x^* + J_i^{-1}(D - D')$

(7)

El método es presentado en los pasos descritos de la ecuación 7, donde se precisa escoger adecuadamente la condición inicial para el algoritmo.

6.2.4 Método de computación Bayesiana aproximada usando remuestreo e información de la red (ABC-GSS)

El método de computación Bayesiana usando el Jacobiano es una alternativa de solución interesante al problema de flujo de carga considerando incertidumbre en la red de potencia. Sin embargo, esta metodología requiere del cálculo del Jacobiano y de su inversa para explorar datos de mayor probabilidad. Para subsanar este inconveniente, se propone usar el método de Gauss-Seidel como alternativa exploratoria en vez de recurrir a la inversa de la matriz Jacobiana (Zuluaga Ríos, 2018).

Algoritmo ABC – GSS	
1.	Calcular V'_k usando $\frac{P_k}{G_{kk}V_k} + \frac{1}{G_{kk}} \sum_j G_{kj}V_j$
2.	Crear V^* desde $q(V V_k, \Sigma_V)$
3.	Simule D' usando $g(D V^*)$
4.	Si $\rho(D, D') \leq \epsilon$
5.	$V_{k+1} = V^*$

(8)

7 Resultados del proyecto

A continuación, se presentan los resultados obtenidos en el desarrollo del presente trabajo.

7.1 Microrred de 21 Nodos

Primeramente, el progreso de este informe empezó utilizando una microrred de corriente continua de 21 nodos como se ve en la figura 3, esta red dispone de fuentes generadoras de energía no convencional distribuidas en puntos estratégicos del sistema. Dichas fuentes, en función de ciertas características técnicas y algunos parámetros de variables constantes que influyen en la generación de energía, fueron representadas gráficamente para reseñar las potencias involucradas en el análisis de flujo de carga como se muestra en las siguientes figuras:

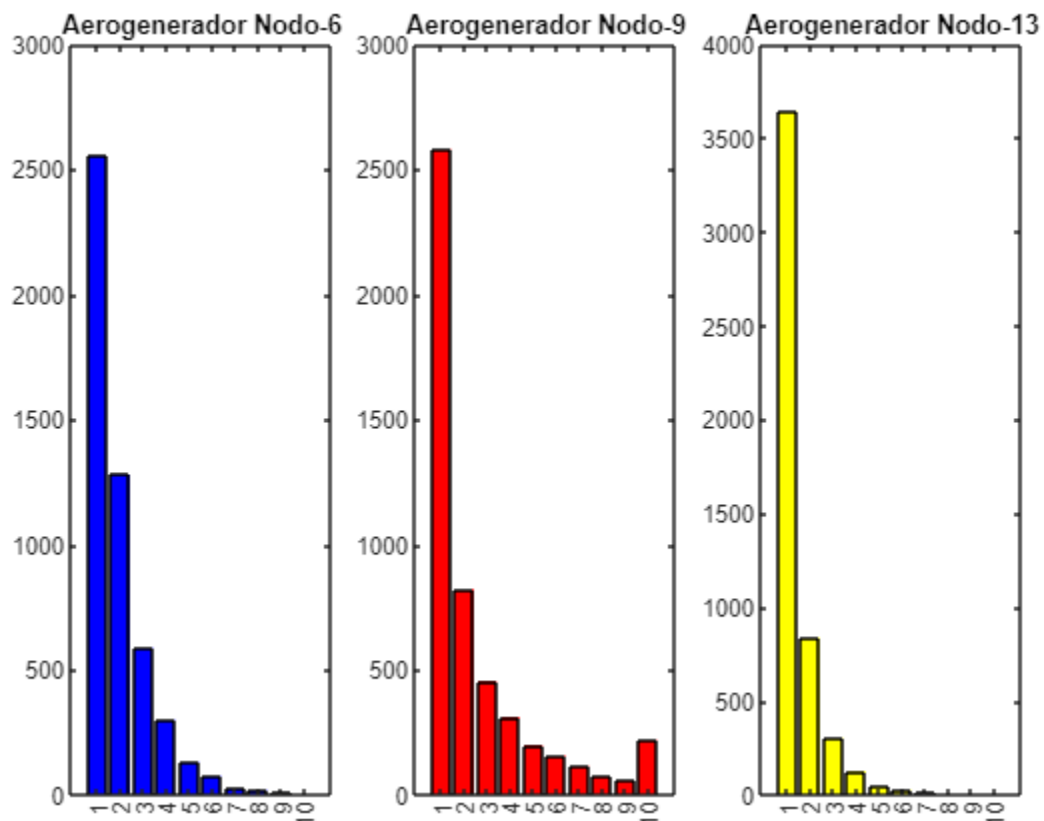


Figura 6. Histograma potencia de salida de aerogeneradores en microrred de 21 nodos.

Fuente: Diseño de Carlos Alberto Petro Angulo.

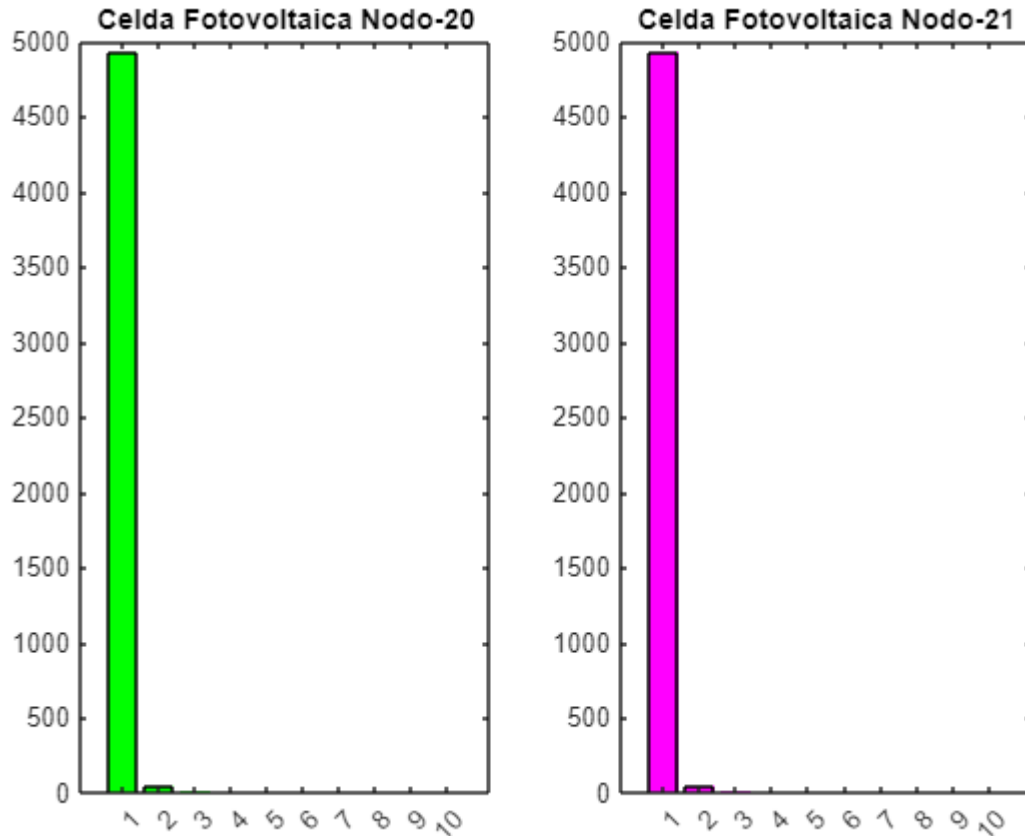


Figura 7. Histograma potencia de salida de celdas fotovoltaicas en microrred de 21 nodos.
Fuente: Diseño de Carlos Alberto Petro Angulo.

En las figuras 6 y 7 se manifiestan las representaciones gráficas de las distribuciones de las potencias generadas por las turbinas eólicas y las celdas fotovoltaicas ubicados en los nodos del sistema.

Con base a las potencias obtenidas, se procedió a realizar el análisis de flujo de carga a la microrred implementando los métodos ya previsto para ello y anteriormente descritos en el presente informe. Evidencia de esto, quedó registrado en la siguiente figura:

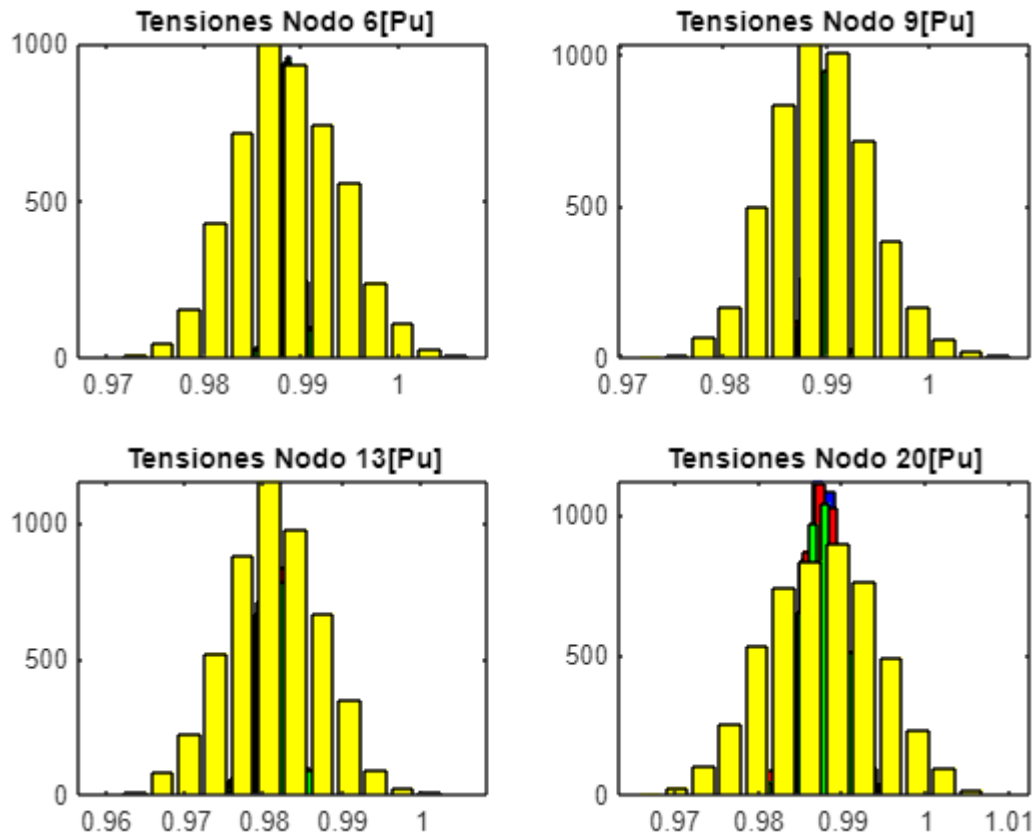


Figura 8. Histogramas de distribuciones de probabilidad de las tensiones en los nodos con fuentes no convencionales.

Fuente: Diseño de Carlos Alberto Petro Angulo.

En la figura 8, se expone una gráfica con histogramas como evidencia de los resultados de las tensiones obtenidas por medio del análisis de flujo de carga, esto gracias a los métodos mencionados y empleados con anterioridad como la SMC representado en barras azules, las NN representado en barras rojo, una JABC representado en barras verde y una ABC-GSS representado en barras amarillas.

En dicha gráfica, se muestra una confrontación de datos entre cada uno de los métodos mencionados, se puede observar desde el comportamiento de estos métodos y tomando en cuenta que el método de SMC es el punto referente, que los resultados obtenidos por las NN y el método de JABC son bastante competitivos al buscar resolver el problema de flujo de carga, esto

atribuido a que se asemejan en la variación de datos. Mientras que el método ABC-GSS pese a lanzar unos resultados bastante aceptables, no alcanzaría estar cerca al método de referencia.

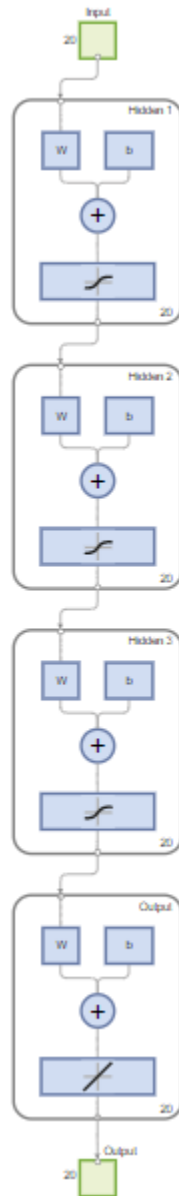


Figura 9. Diagrama red neuronal.

Fuente: Diseño de Carlos Alberto Petro Angulo.

En la anterior figura, está representado el diagrama de NN perteneciente al utilizado en la microrred de 21 nodos en dónde se reflejan las cualidades en los datos de la capa de entrada y la capa de salida. De tal manera, para la capa oculta, se consideró modificar datos de entrenamiento, validación y prueba, al igual que el número de capas y el número de neuronas

dentro de esas capas ocultas para la interacción de todas las neuronas involucradas para el proceso de aprendizaje de la red. Prueba de ello, se muestra en la siguiente tabla:

Tabla 1.

Valores de error cuadrático medio en función de las condiciones de la red neuronal para microrred de 21 nodos.

DC microgrid of 21 nodes					
Data-Div train, val, test		[70/15/15]	[50/25/25]	[80/10/10]	[60/20/20]
Capas	# Neuronas	ECM	ECM	ECM	ECM
1	10	1,1189E-07	1,2299E-07	1,0647E-07	1,2189E-07
1	15	4,0415E-07	4,0523E-07	4,0798E-07	3,7839E-07
1	20	2,9756E-08	5,9459E-07	2,1778E-08	3,0028E-08
1	25	2,9802E-07	9,6971E-07	3,0265E-07	5,3006E-07
1	30	3,6140E-07	1,0075E-06	3,6862E-07	3,4813E-07
2	[10 10]	2,5331E-07	2,4836E-07	2,5481E-07	2,5250E-03
2	[15 15]	3,2784E-07	3,2736E-07	3,3202E-07	3,3180E-07
2	[20 20]	1,4940E-07	1,6251E-07	1,5974E-07	1,5913E-07
2	[25 25]	1,3140E-07	1,3346E-07	1,3087E-07	1,2796E-07
2	[30 30]	2,3738E-07	4,4330E-07	1,9458E-07	2,5002E-07
3	[10 10 10]	4,4728E-07	4,9455E-07	5,1218E-07	5,2918E-07
3	[15 15 15]	4,1058E-07	4,1234E-07	4,1337E-07	3,9517E-07
3	[20 20 20]	7,1805E-09	4,7476E-07	7,3127E-09	1,6320E-07
3	[25 25 25]	7,9935E-07	8,3159E-07	1,9476E-07	5,1946E-07
3	[30 30 30]	2,3033E-07	2,9158E-07	2,1825E-07	2,4076E-07

Fuente: Diseño de Carlos Alberto Petro Angulo.

La tabla 1 escenifica los resultados adquiridos desde la manipulación de los datos del proceso de aprendizaje de la red neuronal, donde se intervino en los porcentajes de entrenamiento, validación y prueba, de la misma manera que del número de capas y neuronas. Todo esto se desarrolló a partir de un valor correspondiente a un error cuadrático medio (ECM) muy bajo tomando en confrontación el método de referencia y exponiendo los valores más representativos.

Dicho esto, se determinó para efecto del progreso del método obrar con 3 capas ocultas de 20 neuronas cada una.

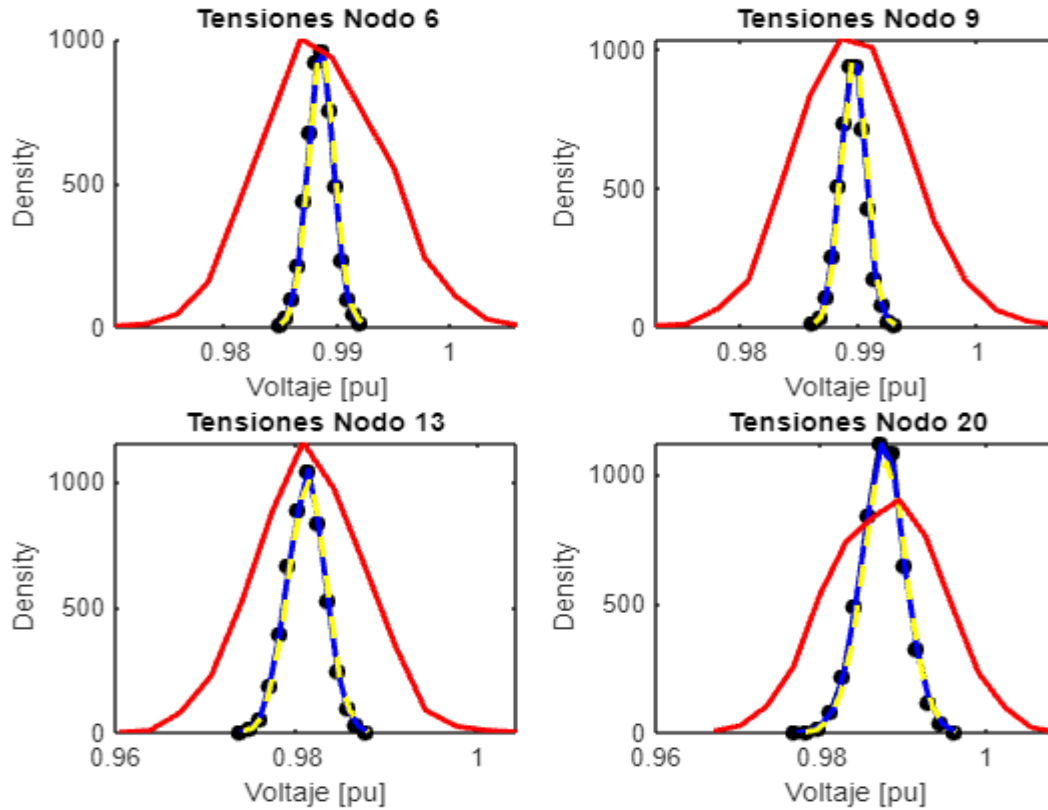


Figura 10. Gráficos lineales de las tensiones resultantes.

Fuente: Diseño de Carlos Alberto Petro Angulo.

Así como se enuncia en la figura 9, se manifiesta una gráfica lineal que contrasta esos métodos y que se describen a continuación: la SMC representado por una línea negra continua con puntos negros, la NN representado por una línea azul continua, la JABC representado por una línea amarilla discontinua, y la ABC-GSS representado por una línea roja continua. Gracias a ese contraste entre el método referente y demás resultados, los métodos de NN y la JABC, aportan de manera significativa a la solución de describir la incertidumbre en el flujo de carga en microrredes. Caso contrario pasa con el método de ABC-GSS, ya que debido a sus resultados poco eficientes no se le puede considerar candidato a dar una solución que sea viable a lo pretendido.

Adicionalmente se ejecutó un registro de tiempo computacional por cada método, dando como resultado lo siguiente: SMC 0,83 seg, NN 0,04 seg, JABC 1,31 seg, ABC-GSS 0,98 seg. Todas las simulaciones se realizaron por medio del software MATLAB y un computador con procesador Intel(R) Core(TM) i5-6200U.

7.2 Microrred 33 Nodos

Posterior a lo realizado con anterioridad, se pasó a utilizar una microrred de corriente continua de 33 nodos, esta también dispone de fuentes generadoras de energía no convencional distribuidas en puntos estratégicos del sistema. Igualmente se llevaron a representaciones gráficas para reseñar las potencias involucradas en el análisis de flujo de carga como se muestra en la siguiente figura:

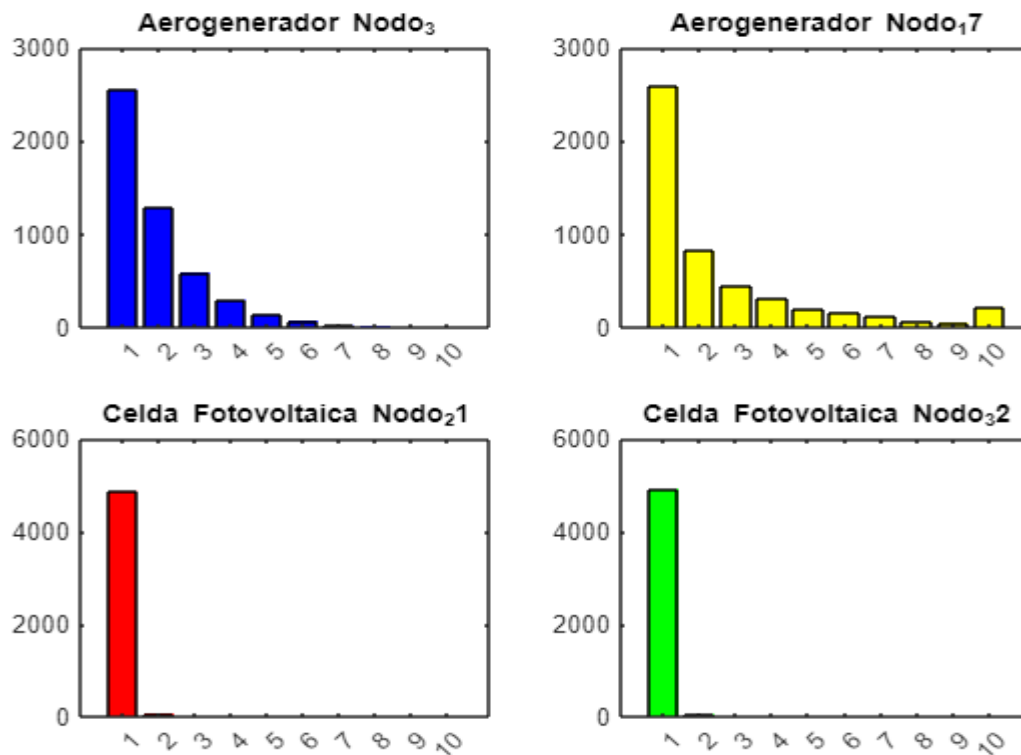


Figura 11. Histograma potencia de salida de aerogeneradores y de celdas fotovoltaicas en microrred de 33 nodos.

Fuente: Diseño de Carlos Alberto Petro Angulo.

En la figura 11 se muestra la representación gráfica de las distribuciones de la potencia generada por las turbinas eólicas y las celdas fotovoltaicas ubicados en los nodos del sistema.

De acuerdo con las potencias obtenidas, se arrancó a realizar el análisis de flujo de carga a la microrred implementando los métodos ya previstos. Evidencia de esto, quedó registrado en la siguiente figura:

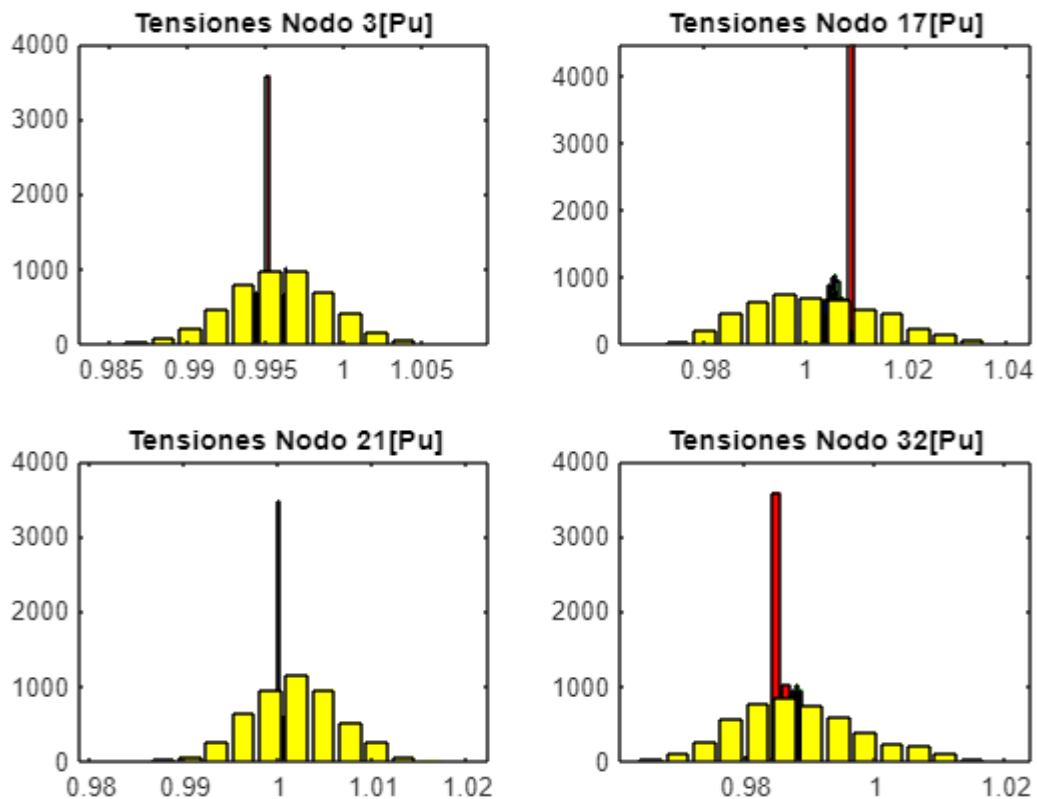


Figura 12. Histogramas de distribuciones de probabilidad de las tensiones en los nodos con fuentes no convencionales.

Fuente: Diseño de Carlos Alberto Petro Angulo.

En la figura 12, se manifiesta una gráfica con histogramas de los resultados de las tensiones conseguidas por el análisis de flujo de carga de los métodos mencionados y empleados con antelación como la SMC representado en barras azules, las NN representado en barras rojo, una JABC representado en barras verde y una ABC-GSS representado en barras amarillas.

Del mismo gráfico, se exhibe una representación de interacción entre los resultados de estos métodos donde se visualiza que el comportamiento del método de JABC emula de forma efectiva al método referente. Por otra parte, el método NN y el método de ABC-GSS demuestran en sus resultados unos valores insuficientes para lograr llegar a la solución del problema de flujo de carga.

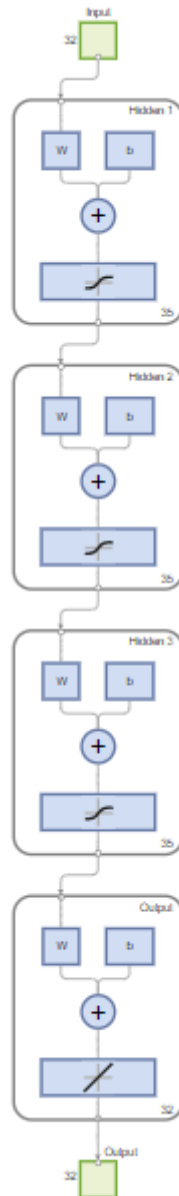


Figura 13. Diagrama red neuronal.
Fuente: Diseño de Carlos Alberto Petro Angulo.

Tabla 2.
Valores de error cuadrático medio en función de las condiciones de la red neuronal para microrred de 33 nodos.

DC microgrid of 33 nodes					
Data-Div train, val, test		[70/15/15]	[50/25/25]	[80/10/10]	[60/20/20]
Capas	# Neuronas	ECM	ECM	ECM	ECM
1	20	8,4059E-04	0,0011	0,0011	0,0015
1	25	0,0038	0,0043	0,0034	0,0036
1	30	0,0028	0,0018	0,0026	0,0022
1	35	0,0013	0,0012	0,0013	0,0012
1	40	0,0034	0,0041	0,0034	0,0035
2	[20 20]	0,0011	0,0013	9,8808E-04	0,0012
2	[25 25]	9,2395E-04	8,2170E-04	9,3053E-04	8,3810E-04
2	[30 30]	0,0015	0,0015	0,0015	0,0015
2	[35 35]	0,0018	0,0018	0,0017	0,0018
2	[40 40]	0,0010	0,0013	0,0010	0,0011
3	[20 20 20]	0,0023	0,0014	0,0023	0,0021
3	[25 25 25]	0,0019	0,0022	0,0017	0,0018
3	[30 30 30]	0,0021	0,0021	0,0021	0,0021
3	[35 35 35]	3,4376E-04	3,7610E-04	3,7401E-04	3,3603E-04
3	[40 40 40]	0,0016	0,0018	0,0017	0,0016

Fuente: Diseño de Carlos Alberto Petro Angulo.

La tabla 2 aporta resultados alcanzados por la manipulación de los datos del proceso de aprendizaje de la red neuronal, donde se intercede en los porcentajes de entrenamiento, validación y prueba, de la misma manera que del número de capas y neuronas. Se consideró un valor de error cuadrático medio (ECM) muy bajo teniendo presente los datos de resultados proporcionados del método de referencia. Dicho esto, se determinó para efecto del progreso del método obrar con 3 capas ocultas de 35 neuronas cada una.

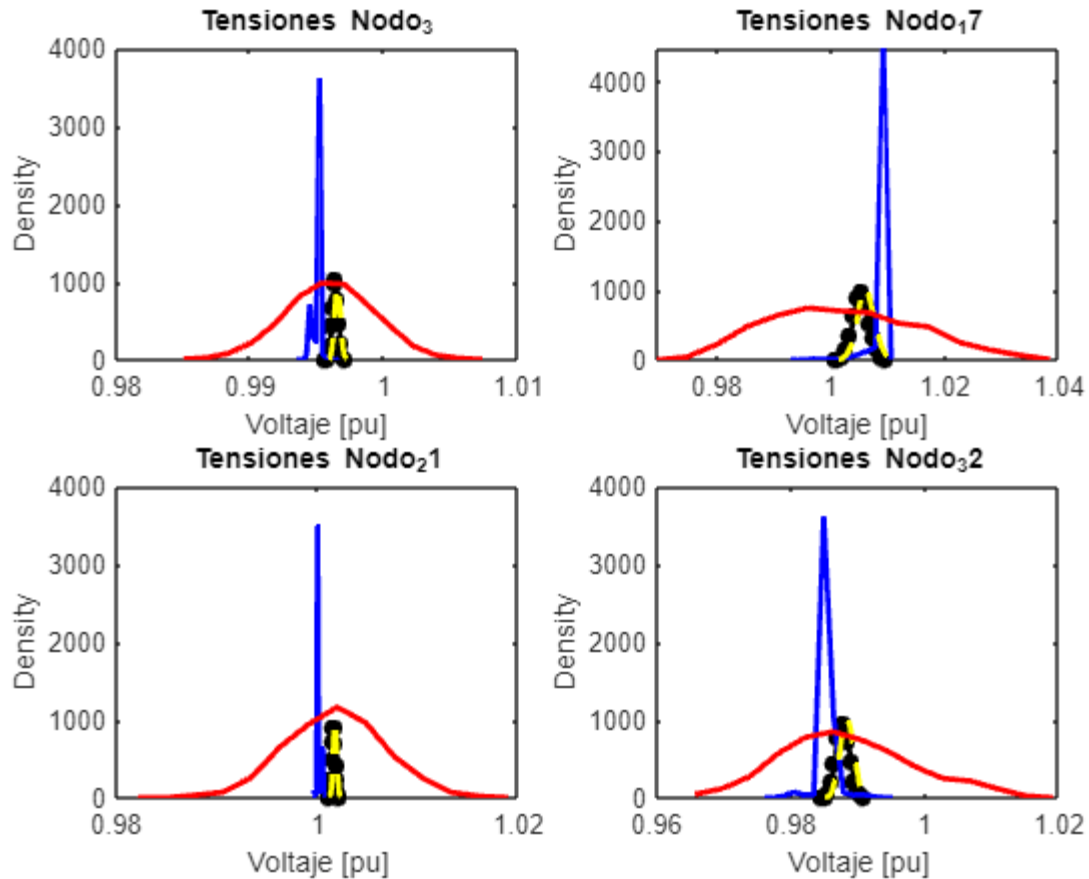


Figura 14. Gráficos lineales de las tensiones resultantes.

Fuente: Diseño de Carlos Alberto Petro Angulo.

De la misma manera en que se expuso las tensiones de salidas representadas en la figura 13, transferido por lo métodos escogidos para el desarrollo de este informe, en la figura 14 se presenta una gráfica lineal que compara los resultados obtenidos por estos métodos y que se detalla a continuación: la SMC representado por una línea negra continua con puntos negros, la NN representado por una línea azul continua, la JABC representado por una línea amarilla discontinua, y la ABC-GSS representado por una línea roja continua.

Desde lo representado en la figura 14 con el método de referencia y los otros resultados, se pudo constatar que el método JABC contribuye notablemente a brindar una solución que describa la incertidumbre en el flujo de carga en microrredes. En cambio, que con los métodos de la NN y el método ABC-GSS, los resultados que arroja se aleja de lo proyectado a lograr.

De modo complementarios, también se ejecutó un registro de tiempo computacional por cada método, dando como resultado lo siguiente: SMC 0,84 seg, NN 0,05 seg, JABC 1,51 seg, ABC-GSS 2,02 seg. Todas las simulaciones se realizaron por medio del software MATLAB y un computador con procesador Intel(R) Core(TM) i5-6200U.

8 Conclusiones

- Con la investigación finalizada, se concluyó que, al realizar un enfoque comparativo entre los métodos seleccionados, estos describen de la mejor manera el problema de flujo carga en microrredes, cabe resaltar que algunos se destacan en resultados arrojados a un sistema eléctrico de prueba.
- Con lo concluido anteriormente, también se determinó que el rendimiento de respuesta que tiene JABC es muy competente al incremento del número de nodos en la microrred, mientras que NN y ABC-GSS lanzan un resultado insuficiente para describir la característica del sistema. Todo esto tomando como referencia los resultados del método SMC.
- De los métodos sometidos a prueba en la realización de este proyecto, se resalta el método NN, inicialmente al no requerir el desarrollo de un sistema de ecuaciones, con datos de entrada y salida de los procesos para su posterior entrenamiento, obteniendo de manera recíproca un método de bajo costo computacional con respecto al método referente (SMC).

9 Recomendaciones

Establecidas las conclusiones de esta investigación se recomienda:

- Para efecto de seguir explorando el comportamiento de los métodos que describen la incertidumbre en microrredes, se sugiere estudiar el problema de flujo de carga en sistemas con mayor número de nodos a los utilizados en el desarrollo de este proyecto y considerando la incorporación de nuevas fuentes de energía. Dentro de estos elementos a tener en cuenta para incluir y analizar en el estudio de microrredes serían: pequeñas centrales hidroeléctricas, sistemas de almacenamiento de energía, entre otras fuentes aplicables a estos sistemas.
- También es de contemplar la posibilidad de trabajar y desarrollar para mejoras de nuevos resultados y conclusiones, un nuevo método de estudio empleando NN profundas en el análisis del problema de flujo de carga en microrredes.

10 Referencias Bibliográficas

- Baghaee, H. R., Parizad, A., Siano, P., khah, M. S., & Catalão, J. P. S. (2018, Septiembre 27). *Robust Probabilistic Load Flow in Microgrids considering Wind Generation, Photovoltaics and Plug-in Hybrid Electric Vehicles*. IEEE Xplore. Retrieved Mayo 05, 2021, from <https://ieeexplore.ieee.org/document/8472010>
- Baghaee, H. R., Parizad, A., Siano, P., Shafie-khan, M., Osório, G. J., & Catalao, J. (2018, Julio 20). *Robust Probabilistic Load Flow in Microgrids considering Wind Generation, Photovoltaics and Plug-in Hybrid Electric Vehicles*. ieeexplore.ieee.org.
<https://ieeexplore.ieee.org/document/8472010>
- Chagas, E. A., Rodrigues, A. B., & da Silva, M. G. (2018, Agosto 20). *Probabilistic Power Flow for Power Quality Assessment of Islanded Microgrid*. IEEE Xplore. Retrieved Mayo 05, 2021, from <https://ieeexplore.ieee.org/document/8440473>
- Constante-Flores, G. E., & Illindala, M. S. (2018, Agosto 27). *Data-Driven Probabilistic Power Flow Analysis for a Distribution System With Renewable Energy Sources Using Monte Carlo Simulation*. IEEE Xplore. Retrieved Mayo 05, 2021, from <https://ieeexplore.ieee.org/document/8447243>
- Corporate Enel X. (2021). *¿Qué es una microrred y cómo funciona?* Enel X. Retrieved Junio 01, 2021, from <https://corporate.enelx.com/es/question-and-answers/what-is-a-microgrid-and-how-does-it-work>
- Correa Morales, J. C., & Barrera Causil, C. J. (2019). *Introducción a la estadística Bayesiana*. Instituto Tecnológico Metropolitano.
<https://elibro.net/es/ereader/pascualbravo/105716?page=118>

- Diccionario de términos de EPM.* (2022, Enero 13). epm.com.co. Retrieved Febrero 21, 2022, from <https://www.epm.com.co/site/home/diccionario-de-servicios-publicos#undefined>
- Ellison, S., & Williams, A. (2012). *Cuantificación de la Incertidumbre en Medidas Analíticas*. S L R Ellison (LGC, UK), A Williams (UK). Retrieved Febrero 22, 2022, from https://www.citac.cc/QUAM2012_P1_ES.pdf
- Energías Renovables.* (2019). Área Metropolitana. Retrieved Febrero 21, 2022, from <https://www.metropol.gov.co/ambiental/Paginas/consumo-sostenible/Energias-Renovables.aspx>
- Garces, A. (2018, Marzo 28). *On the Convergence of Newton's Method in Power Flow Studies for DC Microgrids*. IEEE Xplore. Retrieved Mayo 05, 2021, from <https://ieeexplore.ieee.org/document/8327530>
- Grainger, J. J., & Stevenson, W. D. (1996). *Análisis de Sistemas de Potencia*. Retrieved Febrero 21, 2022, from https://www.academia.edu/7276069/An%C3%A1lisis_de_Sistemas_de_Potencia_John_J_Grainger_William_D_Stevenson
- Gutiérrez, M., Ariño Ortiz, G., Iñigo del Guayo Castiella, I., & Robinson, D. (2020). *La transición energética en el sector eléctrico*. Deusto Publicaciones. Retrieved May 18, 2021, from <http://www.deusto-publicaciones.es/deusto/pdfs/orkestra/orkestra59.pdf>
- Hamid Reza Baghaee, Mojtaba Mirsalim, G.B. Gharehpetian, & H.A. Talebi. (2016, Diciembre 23). *Application of RBF neural networks and unscented transformation in probabilistic power-flow of microgrids including correlated wind/PV units and plug-in hybrid electric vehicles*. ScienceDirect. <http://dx.doi.org/10.1016/j.simpat.2016.12.006>

Hermana, R. Á., & Menéndez Sánchez, J. (2020, Enero 1). *CASOS DE MICRORREDES*.

orquestra.deusto.es.

https://www.orquestra.deusto.es/images/investigacion/publicaciones/informes/cuadernos-orkestra/200028_Casos_Microrredes.pdf?=:v

Islas Salomón, C. A., Colín Uribe, M. P., & Morales Téllez, F. (2018). *Probabilidad y Estadística*. Grupo Editorial Éxodo.

<https://elibro.net/es/ereader/pascualbravo/128557?page=100>

J. Jithendranath, J., Das, D., & Guerrero, J. M. (2021, Enero 23). *Probabilistic optimal power flow in islanded microgrids with load, wind and solar uncertainties including intermittent generation spatial correlation*. ScienceDirect. Retrieved Mayo 05, 2021, from

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0360544221000967>

Lin, X., Shu, T., Tang, J., Yang, Y., Liu, F., Zheng, J., & Peng, S. (2018, Diciembre 20). *An Unscented Transformation Based Probabilistic Power Flow for Autonomous Hybrid AC/DC Microgrid with Correlated Uncertainty Sources*. ieeexplore.ieee.org.

<https://ieeexplore.ieee.org/document/8582513>

Liu, H., Huang, C., Chen, Y., & Hou, Y. (2013, Noviembre 04). *Probabilistic power flow calculation method for low-voltage microgrid*. IEEE Xplore. Retrieved Mayo 05, 2021,

from <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6652313>

López Agüí, J. C. (2008). *Guía básica para la simulación de Monte Carlo*. AENOR ediciones.

https://www.apabcn.cat/Documentacio/areatecnica/PDFS_RENART/R29895.pdf

The MathWorks, Inc. (2022). *Software de simulación - MATLAB & Simulink*. MathWorks.

Retrieved Febrero 21, 2022, from <https://la.mathworks.com/discovery/simulation-software.html>

The MathWorks, Inc. (2022). *What Is a Neural Network? - MATLAB & Simulink*. MathWorks.

Retrieved Febrero 21, 2022, from <https://www.mathworks.com/discovery/neural-network.html>

minitab. (2019). *Distribuciones de probabilidad continuas y discretas*. minitab.com.

<https://support.minitab.com/es-mx/minitab/18/help-and-how-to/probability-distributions-and-random-data/supporting-topics/basics/continuous-and-discrete-probability-distributions/>

Montoya, O. D., Gil-González, W., & Garces, A. (2020, Julio 07). *Numerical methods for power flow analysis in DC networks: State of the art, methods and challenges*. IEEE Xplore.

Retrieved Mayo 05, 2021, from

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S014206151933577X>

Moreira, E., Chagas, E., & Rodrigues, A. (2020, Septiembre 01). *Linear Probabilistic Power*

Flow for Islanded Microgrids. IEEE Xplore. Retrieved Mayo 05, 2021, from

<https://ieeexplore.ieee.org/document/9183485>

Nikmehr, N., & Ravadanegh, S. N. (2015, Agosto 01). *Heuristic probabilistic power flow*

algorithm for microgrids operation and planning. IET. Retrieved Julio 01, 2021, from

<https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1049/iet-gtd.2014.0570>

Oke, O. A., & Thomas, D. W.P. (2013, Marzo 07). *Probabilistic load flow in microgrid*

assessment and planning studies. IEEE Xplore. Retrieved Julio 02, 2021, from

<https://ieeexplore.ieee.org/document/6474941>

Open International. (2019, Diciembre 11). *Afrontando los desafíos del mercado eléctrico con*

Open Smartflex. *Open International*. <https://www.openintl.com/es/afrontando-los-desafios-del-mercado-electrico-con-open-smartflex/>

- Oxford University Press, Inc. (2002). *Definition of probabilistic*. EBSCO host. Retrieved Febrero 20, 2022, from <https://web.p.ebscohost.com/ehost/dictionary?vid=5&sid=cbc0096a-843b-4784-99bb-030584270730%40redis>
- Pan, Z., Shi, M., Wu, Y., Liu, J., & Tong, X. (2016, Diciembre 12). *Probabilistic load flow of islanded microgrid with droop-controlled distributed generations*. IEEE Xplore. Retrieved Mayo 05, 2021, from <https://ieeexplore.ieee.org/document/7779562>
- Russell, R. (2018). *Redes Neuronales: Guía Sencilla de Redes Neuronales Artificiales*. CreateSpace Independent Publishing Platform. https://books.google.com.co/books/about/Redes_Neuronales.html?id=3OtcuQEACAAJ&redir_esc=y
- Savron, B. (2013, Octubre 22). *La historia del método de Newton-Raphson y otro caso más de mala documentación en el cine*. Gaussianos. Retrieved Febrero 21, 2022, from <https://www.gaussianos.com/la-historia-del-metodo-de-newton-raphson-y-otro-caso-mas-de-mala-documentacion-en-el-cine/>
- Simulación de Montecarlo ¿Qué es? ¿Para qué sirve?* (2022). Software DELSOL. Retrieved Febrero 22, 2022, from <https://www.sdelisol.com/glosario/simulacion-de-montecarlo/>
- Tian, S., Wang, H., & Xie, X. (2016, Marzo 14). *Probabilistic load flow analysis considering the correlation for microgrid with wind and photovoltaic system*. IEEE Xplore. Retrieved Julio 02, 2021, from <https://ieeexplore.ieee.org/document/7432568>
- Transición energética*:. (2021). Ministerio de Minas y Energía. Retrieved Febrero 21, 2022, from <https://www.minenergia.gov.co/libro-transicion-energetica>
- Variable aleatoria*. (2021, Agosto 30). Wikipedia. Retrieved Febrero 21, 2022, from https://es.wikipedia.org/wiki/Variable_aleatoria

- Wackerly, D. D., Mendenhall, W., & Scheaffer, R. L. (2009). *Estadística matemática con aplicaciones*. Cengage Learning. <http://latinoamerica.cengage.com>
- Wang, H., Yan, Z., Xu, X., & He, K. (2019, Julio 11). *Probabilistic power flow analysis of microgrid with renewable energy*. ScienceDirect. Retrieved Mayo 05, 2021, from <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0142061518329624>
- Xingyu Lin, Tong Shu, Junjie Tang, Yong Yang, Fuchao Liu, Jingjing Zheng, & Sui Peng. (2018, Diciembre 20). *An Unscented Transformation Based Probabilistic Power Flow for Autonomous Hybrid AC/DC Microgrid with Correlated Uncertainty Sources*. IEEE Xplore. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8582513>
- Zhou, S. L., & Liu, Z. L. (2016, Noviembre). *Probabilistic Power Flow Prediction of Microgrid Comprising Wind and Photovoltaic Generation*. Atlantis Press. Retrieved Julio 01, 2021, from <https://www.atlantis-press.com/proceedings/ceis-16/25867928>
- Zuluaga R, C. D. (2018, Septiembre). *Probabilistic Power Flow Analysis using Bayesian Simulators*. ieeexplore.ieee.org. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8304650>
- Zuluaga R., C. D. (2021, Julio 2). *7 - Probabilistic analysis in DC grids*. ScienceDirect. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128221013000125?via%3Dihub>
- Zuluaga Ríos, C. D. (2018). *Topics in bayesian inference applied to probabilistic power flow*. Universidad Tecnológica de Pereira. Retrieved Mayo 05, 2021, from <https://repositorio.utp.edu.co/items/fddd3a0f-3cb7-454d-970e-aea49371568d>