

**“DETECCIÓN DE FALLAS DE SENSADO EN CONVERTIDORES CA/CC
PARA MICRO-REDES HÍBRIDAS USANDO ANÁLISIS DE COMPONENTES
PRINCIPALES (PCA)”**

**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA
SEDE QUITO**

**CARRERA:
INGENIERÍA ELÉCTRICA**

**Trabajo de titulación previo a la obtención del título de
INGENIERA ELÉCTRICA**

**TEMA:
“DETECCIÓN DE FALLAS DE SENSADO EN CONVERTIDORES CA/CC
PARA MICRO-REDES HÍBRIDAS USANDO ANÁLISIS DE COMPONENTES
PRINCIPALES (PCA)”**

**AUTOR:
SOLEDA PAULINA QUISHPE GUAMANTICA**

**TUTOR:
LEONY ORTIZ MATOS**

Quito D.M., febrero 2021

Soledad Paulina Quishpe Guamantica

“DETECCIÓN DE FALLAS DE SENSADO EN CONVERTIDORES CA/CC PARA MICRO-REDES HÍBRIDAS USANDO ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (PCA)”

Universidad Politécnica Salesiana, Quito – Ecuador 2021

Ingeniería Eléctrica

Breve reseña histórica e información de contacto.



Soledad Paulina Quishpe Guamantica (Y’1974). Nació en Quito-Ecuador. Estudio la secundaria en el Colegio “Nacional Eloy Alfaro “de la Ciudad de Quito, obteniendo el título de Bachiller en la especialidad de Físico Matemático. Egresada de la Carrera de Ingeniería Eléctrica de la Universidad Politécnica Salesiana. squishpe@est.ups.edu.ec

Dirigido por:



Leony Ortiz Matos (Y’1982). Recibió el título de MSc. e Ingeniería en Automática por el Instituto Superior Politécnico Julio Antonio Mella (ISPJAM) de la Universidad de Oriente, Cuba. Actualmente se encuentra estudiando para obtener su título de Doctor en Ingeniería en la Universidad Pontificia Bolivariana-Colombia-Medellín, es miembro del Grupo de Investigación en Redes Eléctricas Inteligentes (GIREI). Forma parte del equipo académico de la carrera de Ingeniería Eléctrica de Universidad Politécnica Salesiana Quito-Ecuador. Sus principales intereses de investigación Automatización y Control, Control robusto y Control Tolerante a Fallos, Micro-redes Eléctricas Inteligentes híbrida, CA/CC. lortiz@ups.edu.ec

Todos los derechos reservados:

Queda prohibida, salvo excepción prevista en la ley, cualquier forma de reproducción, distribución, comunicación pública y transformación de esta obra para fines comerciales, sin contar con la autorización de los titulares de propiedad intelectual. La infracción de los derechos mencionados puede ser constitutiva de delito contra la propiedad intelectual. Se permite la libre difusión de este texto con fines académicos o investigativos por cualquier medio, con la debida notificación a los autores.

DERECHOS RESERVADOS


©2021 Universidad Politécnica Salesiana

QUITO – ECUADOR

DECLARATORIA DE COAUTORÍA DEL DOCENTE TUTOR

Yo, Leony Ortiz Matos declaro que bajo mi dirección y asesoría fue desarrollado el trabajo de titulación “*DETECCIÓN DE FALLAS DE SENSADO EN CONVERTIDORES CA/CC PARA MICRO-REDES HÍBRIDAS USANDO ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (PCA)*” realizado por Soledad Paulina Quishpe Guamantica, obteniendo un producto que cumple con todos los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana para ser considerado como trabajo final de titulación.

Quito D.M., febrero de 2021

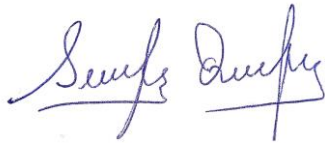

PhD(c) Leony Ortiz Matos MS.c.
CI: 1754230389

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Yo, Soledad Paulina Quishpe Guamantica, con documento de identificación N° 171241720-1, manifiesto mi voluntad y cedo a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que soy autor del trabajo de grado/titulación intitulado: *“DETECCIÓN DE FALLAS DE SENSADO EN CONVERTIDORES CA/CC PARA MICRO-REDES HÍBRIDAS USANDO ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (PCA)”*, mismo que ha sido desarrollado para optar por el título de: Ingeniera Eléctrica, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En aplicación a lo determinado en la Ley de Propiedad Intelectual, en mi condición de autor me reservo los derechos morales de la obra antes citada. En concordancia, suscribo este documento en el momento que hago entrega del trabajo final en formato digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

Quito D.M., febrero de 2021



.....
Soledad Paulina Quishpe Guamantica
C.C.: 171241720-1

ÍNDICE GENERAL

1	Introducción	2
2	Micro-redes híbridas CA/CC	5
3	Fuentes convertoras de voltaje.....	6
4	Detección de fallas en Micro-redes.....	6
4.1	Métodos para la detección y clasificación de fallos.....	6
5	Planteamiento del problema.....	7
5.1	Análisis de componentes principales	7
5.2	Método planteado.....	8
5.3	Caso de Estudio.....	10
6	Análisis de Resultados	10
6.1	Clase 1	10
6.2	Clase 2.....	12
6.3	Clase 3.....	13
7	Conclusiones	18
7.1	Trabajos Futuros	19
8	Referencias.....	19
9	Matriz de Estado del Arte	24
10	Resumen de Indicadores	29

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Micro-red híbrida.....	4
Figura 2. Estructura VSC	6
Figura 3. Lazo interno de control VSC	6
Figura 4. Introducción de falla	10
Figura 5. Voltaje de las barras.....	11
Figura 6. Balance de potencia activa por cada barra.....	11
Figura 7. Balance de potencia reactiva por cada barra.....	11
Figura 8. Voltajes sensados.....	11
Figura 9. Voltajes sensados, valores RMS.....	12
Figura 10. Voltaje de las barras, falla abrupta.	12
Figura 11. Balance de potencia activa, falla abrupta	12
Figura 12. Balance de potencia reactiva, falla abrupta.	12
Figura 13. Voltaje sentido, falla abrupta.....	12
Figura 14. Voltaje sentido RMS, falla abrupta.	13
Figura 15. Voltaje de las barras, falla de valor fijo.....	13
Figura 16. Balance de potencia activa, falla valor fijo.....	13
Figura 17. Balance de potencia reactiva, falla valor fijo.....	13
Figura 18. Voltaje sentido, falla valor fijo.	13
Figura 19. Voltaje sentido RMS, falla valor fijo.....	14
Figura 20. Distribución de varianza.	15
Figura 21. Varianza de los componentes por clases.	15
Figura 22. Porcentaje de varianza, clase 1	16
Figura 23. Comparación de los porcentajes de varianza.....	16
Figura 24. Scores, componente 4.	16
Figura 25. Scores, componente 5.	17
Figura 26. Residuos coeficientes de Hotelling.....	17
Figura 27. Residuos coeficientes de Hotelling, envolvente.	17
Figura 28. Coeficientes de Hotelling, 3 clases.....	18
Figura 29. Violaciones de umbral.	18
Figura 30. Aportes y observaciones para los 2 primeros componentes.	18
Figura 31. Resumen e indicador de la temática - Estado del arte	29
Figura 32. Indicador de formulación del problema - Estado del arte.....	29
Figura 33. Indicador de solución - Estado del arte	30

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Variables utilizadas	9
Tabla 2. Funciones utilizadas.....	9
Tabla 3. Pseudocódigo implementado	9
Tabla 4. Resumen de componentes principales.	14
Tabla 5. Diferencia angular.....	15
Tabla 6. Matriz de estado del arte	24

“DETECCIÓN DE FALLAS DE SENSADO EN CONVERTIDORES CA/CC PARA MICRO-REDES HÍBRIDAS USANDO ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (PCA)”

Resumen

El presente trabajo académico de investigación propone un método basado en Análisis de Componentes Principales (PCA) para la detección de fallas en sensores relacionado con control local de convertidores de voltaje CA/CC en una Micro-red (MR) con posibilidad de acoplamiento a la red. Con el fin de conseguir lo antes mencionado se realiza una simulación de una Micro-red con variedad de cargas (lineales y no lineales) y generadores tanto convencionales como renovables, así como elementos de almacenamiento que en conjunto poseen sistemas de CC y CA con sus respectivos convertidores. Los investigadores proponen dos escenarios de falla y un escenario de operación normal que sirve de referencia para llevar a cabo los análisis mencionados. Como resultado de lo antes mencionado se ha implementado un algoritmo que a partir de los componentes principales de las clases mencionados calcula diferencias entre los espacios obtenidos a partir de un total de 195 variables recolectadas en todas las barras del sistema, además del sensado para control local. Las observaciones obtenidas son alrededor de 145000 tomas de valores.

Palabras Clave: Control local, Convertidores de voltaje, Micro-red, Detección e identificación de fallas (FDI), PCA.

Abstract

The present academic research work proposes a method based on Principal Component Analysis (PCA) for the detection of failures in sensors related to local control of AC / DC voltage converters in a micro-grid (MR) with the possibility of coupling to the net. In order to achieve the aforementioned, a simulation of a micro-grid is carried out with a variety of loads (linear and non-linear) and both conventional and renewable generators, as well as storage elements that together have DC and AC systems with their respective converters. The researchers propose two failure scenarios and a normal operating scenario that serves as a reference to carry out the aforementioned analyzes. As a result of the aforementioned, an algorithm has been implemented that, based on the main components of the mentioned cases, calculates differences between the spaces obtained from a total of 195 variables collected in all the bars of the system, in addition to the sensing for local control. The observations obtained are around 145000 value takes.

Keywords: Microgrid, Fault Detection and identification (FDI), Local Control, PCA, Voltage converter.

1 Introducción

En la actualidad cada vez se ha vuelto más común la existencia de pequeñas redes eléctricas que difieren de las convencionales por la ausencia de conexiones con las redes de distribución convencionales dada la lejanía a estas infraestructuras de distribución [1], [2].

Históricamente las redes aisladas han funcionado haciendo uso de sistemas de generación con tecnologías que requerían de la utilización de combustibles fósiles, sin embargo, la introducción de sistemas de generación que hacen uso de energías renovables ha posibilitado el uso de generación que hacen uso de recurso solar, eólico, hidráulico, entre otros [3], [4]. Tales centrales muestran incrementos sostenidos de producción energética en diversas locaciones en los últimos 30 años [4].

Uno de los principales objetivos de las Micro-redes (MR) radica en garantizar un suministro de potencia de calidad e ininterrumpido a un bajo costo además de considerar el total de las restricciones ambientales [1], [2]. El uso de tecnologías fotovoltaicas, eólicas, celdas de almacenamiento y otras tecnologías renovables además del uso de tecnologías diésel, térmica o hidráulica o incluso los elementos de compensación, adecuadamente coordinada permite cubrir la demanda y la calidad de la potencia en las MRs [5]–[9].

Parte de los grandes desafíos a los que se expone una MR consiste en la dificultad que significa realizar tareas como el despacho adecuado de una gran cantidad de unidades de generación, gestionar la carga de sistemas de almacenamiento y la posterior descarga de los mismos con estricto apego a las condiciones de operación y calidad del servicio. El seguimiento de tales condiciones puede representar una barrera

a ser superada para los sistemas de control del sistema, con la MR operando tanto conectada a la red convencional como en modo aislado [2], [10]–[12].

En resumen una MR puede ser representada o explicada como un complejo conjunto de sistemas de bajo voltaje que incluyen fuentes de generación renovables y también pequeñas fuentes convencionales acompañados de sistemas de almacenamiento para conseguir la cobertura de la demanda en todo momento, considerando que las redes de distribución inmersas podrán ser de CA, CC e incluso híbridas con sus ventajas y restricciones [1], [2].

A pesar de todas las ventajas que muestran las MR, es preciso indicar que estos sistemas también deben superar diversas amenazas, incluyendo fallas y ataques cibernéticos o ciber ataques [2].

La escasez de recursos computacionales, las restricciones asociadas a la comunicación, así como la información sensible inmersa en su operación, hacen que este tipo de redes sean atractivas para la existencia de ataques informáticos; dentro de los problemas que se identifican se incluye la falta de sistemas redundantes para la comunicación [2], [13], [14].

La identificación de tales problemas y fallas es igual de desafiante, esto en términos de que la operación de las MR es dinámica y basada en factores naturales, lo que le da un alto grado de impredecibilidad [13], [15], [16].

Una de las formas en las que se realiza la identificación y detección de problemas dentro de un MR es la propuesta en [17] donde por medio de un monitoreo de cargas no invasivo (NILM) se determina el estado de la red sin necesidad de colocar elementos de censado en cada carga asociada a la MR. El objetivo del NILM es conocer el consumo que se

produce en cada carga. Con esta información también es posible indicar y guiar a los usuarios para que aprovechen de mejor forma la energía disponible. Los autores indican que esta es una forma muy alentadora de detectar y clasificar los fallos que se presentan en las MR y con tendencia a advertir al usuario de la existencia de fallas antes de que las averías se produzcan en forma efectiva.

La estrategia para la detección de fallas de [18] consiste en la utilización de inteligencia artificial para la detección de eventos que provocan el aislamiento de determinado punto o puntos de la red, mediante la utilización de reconstrucción de señales por medio de la transformada Wavelet con filtrado de las señales que permite conocer en forma rápida los cambios en la frecuencia y la presencia de transientes, así como variaciones en voltaje.

La propuesta de [19] tiene relación con la detección de señales falsas o de intentos de “secuestro” de la MR donde las señales de los sensores son modificadas por señales falsas sean estas positivas o negativas de los valores reales causando que los sistemas de control tomen decisiones erráticas que conllevan la pérdida de la red. Se plantea además la utilización de un algoritmo que discrimine las fallas según el origen en fallas de sensores y ataques de secuestro, promoviendo la mitigación de los efectos de ambos eventos de falla mediante un esquema que se caracteriza por su simplicidad.

El trabajo establecido por los autores de [20] consiste en el uso de sensores basados en electromagnetismo que monitorean la condición de los elementos de generación. En este caso se emplea un arreglo de antenas con bobinado para detectar las señales provenientes de diversas fuentes incluyendo convertidores y generadores en forma simultánea.

Por medio de redes neuronales (ANN), los campos son analizados para la detección de anomalías y de patrones de comportamiento, para luego establecerse una base de datos que contenga las formas de las señales sanas, de aquellas que son muestra de anomalías y fallas, estableciendo las condiciones para una detección temprana de estados anómalos de toda la MR.

Las diversas tecnologías de diagnóstico, detección e identificación de fallas en sistemas dinámicos, en complementos con mecanismos de Tolerancia a fallas [2], [3], [15], [16], [21]–[26], son una forma relevante de mejora de la confiabilidad de un sistema, sabiendo que el diagnóstico de una falla implica el estudio de varias etapas como son la prueba, separación e identificación de las fallas que ocurren en determinado sistema. En este sentido se pueden reconocer modelos de diagnóstico analíticos y modelos basados en recopilación y uso de datos [2], [27].

El objetivo de un análisis de fallas es proveer suficiente información para entender las razones que llevaron a la existencia de interrupciones y con ello en medida de lo posible restaurar el servicio con rapidez e inclusive reducir la posibilidad de falla. Dentro de este análisis se plantea la necesidad de conocer el sistema y sus componentes a profundidad, así como el entorno y las condiciones de trabajo; potenciando la posibilidad de contar con medidas preventivas que reduzcan las pérdidas de servicio y los daños en el equipamiento.

En este sentido, el procesamiento de las señales se vuelve fundamental, involucrando diversas técnicas que están basadas en PCA, que pasan a trabajar en conjunto con los dispositivos de protección; siendo fundamental el papel del PCA para la reducción de la dimensión del grupo de datos en análisis,

consiste en la utilización del indicador T^2 que toma ciertos valores propios para ser colocados en el subespacio residual. La combinación de SPE y T^2 permite una descripción completa de la variación de los datos originales en forma simplificada que permiten la mejora de la precisión del proceso de monitoreo. Es necesario indicar que todos estos indicadores son adecuados para la detección de fallas únicas, faltando aún mayor revisión del método para la detección de eventos múltiples [27], [30], [31].

Es importante mencionar que en dispositivos donde las condiciones pueden ser modificadas incluidas redes y MR, se provocan estados no estables, el método tradicional de PCA suele tener complicaciones para detectar fallos y además presenta una carga computacional o un importante uso de recursos computacionales. Una de las razones para que ocurra tal complicación es la distribución normal que tienen los datos en operación nominal, misma que evita que el sistema PCA reconozca los cambios significativos en tal distribución que implican la variación de la operación que ocurre con elementos como los generadores renovables no convencionales, altamente influenciados en su operación por las condiciones medioambientales; a ello se le suma el aumento de la probabilidad de falla cuando el sistema no está operando en condiciones estables; en este caso la propuesta es la utilización de una simplificación que haga que los datos en condiciones no estables tengan conformidad a la distribución normal [32].

En [33], los autores plantean un método de proyección estadístico multivariante para la detección, localización y caracterización de daños en el sistema en forma global; donde la técnica se emplea para detectar eventos dinámicos anómalos

en grupos de datos complejos y extensos, determinando la fuente de los daños, y estimaciones sobre la extensión y distribución del fallo. La aproximación por PCA permite la remoción de correlaciones entre variables reduciendo la dimensión del problema, pero sin perder la información relevante. Tal propuesta se establece en conjunto a la utilización de unidades WAMS; todo ello para presentar en forma gráfica a los operadores la existencia de anomalías y su importancia, así como el establecimiento de un margen de operación seguro para todo el sistema.

2 Micro-redes híbridas CA/CC

Las MR híbridas actualmente pueden ser entendidas como uno de los mayores desarrollos que se han llevado a cabo en cuanto a redes de distribución se refiere, la integración de sistemas en baja tensión permite la implementación de varias tecnologías de generación [1], [2], [34]–[36]. En redes convencionales la interconexión de las unidades de generación implica un problema frente a la existencia de fallas o perturbaciones, por otro lado las MR son más confiables frente a las perturbaciones pero su control suele implicar un mayor reto sobre todo en topologías aisladas de la red y los diferentes modos de operación posibles [2], [35].

La figura 1 ilustra una MR híbrida en donde el conjunto de elementos de generación combinados con convertidores de voltaje alimenta una carga.

Considerando además la existencia de un centro de control además de controladores locales encargados de llevar a cabo las tareas de suministro de potencia [2].

3 Fuentes convertoras de voltaje

El constante avance en los desarrollos de la electrónica de potencia los dispositivos VSC han permitido la introducción de sistemas de transmisión de extra alta tensión en CC, sistemas de transmisión flexible de CA (FACTS) y sistemas de almacenamiento (BESS), la figura 2 ilustra la estructura general de instalación de un VSC [34], [37]–[39].

El control del VSC a nivel interno se compone de un vector que incluye el controlador de corriente y un controlador de voltaje, el controlador interno está dado por las ecuaciones (1) y (2) [39].

$$v_d = u_d - \omega^* Li_d + \left(k_{p1} + \frac{k_{i1}}{s}\right)(i_d^* - i_d) \quad (1)$$

$$v_q = u_q - \omega^* Li_q + \left(k_{p1} + \frac{k_{i1}}{s}\right)(i_q^* - i_q) \quad (2)$$

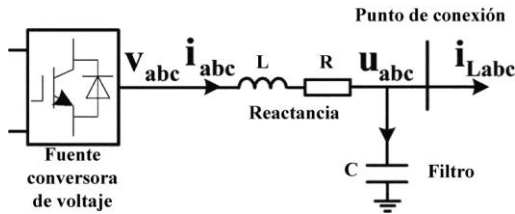


Figura 2. Estructura VSC
[Autor]

Donde ω^* es la frecuencia de referencia del lazo externo, k_{p1} y k_{i1} representan constantes proporcionales a integrales, dado la poca capacidad de sobre corriente del VSC si se seleccionan valores adecuados en las corrientes de referencia i_d^* e i_q^* se tendrá una repuesta rápida, el control de voltaje se ejecuta sobre la carga del capacitor en el punto de conexión mientras que la corrientes de referencia antes mencionados puede ser descritos por las ecuaciones (3) y (4).

$$i_d^* = -\omega^* Cu_q + \left(k_{p2} + \frac{k_{i2}}{s}\right)(u_d^* - u_d) \quad (3)$$

$$i_q^* = \omega^* Cu_d + \left(k_{p2} + \frac{k_{i2}}{s}\right)(u_q^* - u_q) \quad (4)$$

La figura 3 ilustra el diagrama de control de lazo interno del VSC según lo descrito en los párrafos anteriores.

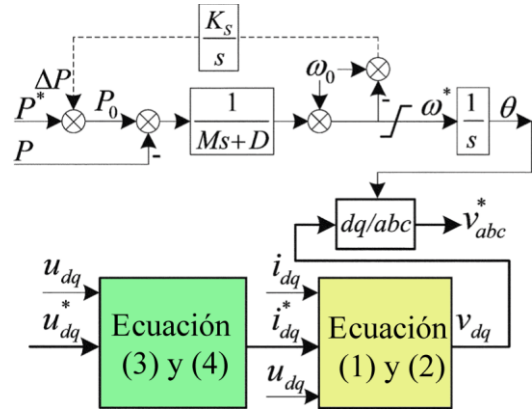


Figura 3. Lazo interno de control VSC
[Autor]

4 Detección de fallas en Micro-redes

Dentro de la industria al igual que en otras áreas la detección de fallas puede reducir la afectación real sobre un proceso determinado, de ese modo se puede que decir que las anomalías presentadas podrían a la larga implicar deficiencias en la calidad de un servicio o en la operación repercutiendo incluso en el rendimiento del proceso. Sin embargo, no sólo los procesos se ven afectados sino también los sistemas de control ligados [2], [16], [40].

4.1 Métodos para la detección y clasificación de fallos

Se puede decir que en gran medida los métodos utilizados para la detección de fallas se pueden dividir en dos grandes grupos caracterizados por el uso o

ausencia de una representación de la planta. Aquellos que hacen uso de una representación de la planta usualmente se basan en ecuaciones diferenciales y los mismos hacen uso de filtros y observadores teniendo por supuesto el completo conocimiento de la dinámica del sistema, otra alternativa contempla el uso de modelos que representan en cierta medida las posibles anomalías, una tercera alternativa se basa en el reconocimiento de patrones sin un modelado completo de la estructura interna del proceso [40].

El segundo conjunto de métodos excluye la necesidad del conocimiento de la dinámica del sistema y basa su operación en el uso de redundancias, sensores y análisis de pequeña señal dentro de lo cual se menciona con principal relevancia el análisis espectral ya que se menciona que una alteración en el espectro de una señal viene acompañada de una anomalía, la gran desventaja radica en la incapacidad para detectar anomalías en la instrumentación del proceso [2], [40].

5 Planteamiento del problema

La presente sección aborda el problema que se pretende investigar o dar solución durante la presente investigación, mostrando características de las fallas.

5.1 Análisis de componentes principales

Ante la presencia de una cantidad considerable de datos con una gran cantidad de variables es necesaria la introducción de un método de análisis, se presenta entonces el Análisis de Componentes Principales (PCA) cuyo principal objetivo es la reducción de la cantidad de variables considerando la

menor pérdida de datos posible. El resultado del método implica una combinación lineal de las variables de origen y que son independientes [41], [42].

Algo importante a considerar radica en la correcta interpretación de la relación entre los factores y sus variables iniciales, esto se debe a que la correlación de los datos debe ser alta para poder garantizar que una pequeña cantidad de datos podrán representar adecuadamente el sistema que se estudia. Por otro lado, la correcta selección de factores es algo importante a considerar para recoger la variabilidad del sistema consecutivamente entre el primer factor y los sucesivos entonces, los factores seleccionados se llamarán componentes principales [43], [44].

Luego y de manera matricial es posible representar los llamados coeficientes factoriales de las variables (valores de correlación) y su dimensión vendrá dada en función de la cantidad de componentes principales y la cantidad de variables a estudiar. Los valores de los coeficientes factoriales deberán estar cercanos a un valor unitario pero cada variable tendrá valores elevados con un solo factor y no deberían coeficientes similares entre los diferentes factores. En resumen, la metodología consiste en una transformación ortogonal o proyección con variables correlacionadas en datos no correlacionados y que toman el nombre de componentes principales [42]–[44].

Se considera la existencia de una cantidad determinada de variables (x_1, x_2, \dots, x_p) a partir de las cuales se espera construir un nuevo conjunto de variables (y_1, y_2, \dots, y_p) no relacionadas entre ellas y que deban satisfacer la necesidad de que sus varianzas vayan reduciéndose progresivamente. Las nuevas variables serán combinaciones

lineales de las variables originales como se puede observar en la ecuación (5).

$$y_j = a_{j1}x_1 + a_{j2}x_2 + \dots + a_{jp}x_p = a'_j x \quad (5)$$

En donde $a'_j = (a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{pj})$ es un vector de constantes, mientras que x es un vector que contiene las variables iniciales.

Luego, la necesidad radica en maximizar la varianza tarea que puede ser alcanzada al aumentar los valores de los coeficientes y con el fin de mantener la ortogonalidad de la transformación planteada se ingresa la ecuación (6) que restringe el módulo del vector de constantes a un valor de 1.

$$a'_j a_j = \sum_{k=1}^p a_{kj}^2 = 1 \quad (6)$$

Con la premisa anterior se selecciona el primer componente al seleccionar un coeficiente de modo que la primera variable a calcular tenga la mayor varianza posible, el segundo componente entonces se calculará de modo que esta nueva componente esté correlacionada con la primera componente y así en el sucesivo consiguiendo a la vez que en cada cálculo la varianza sea menor.

Luego de un proceso de optimización llevado a cabo se obtiene un total de componentes y es el producto de los autovectores calculados y multiplicados por el vector de variables originales, lo antes expuesto se muestra en la ecuación (7) de la cual se desprende la expresión (8).

$$y = Ax \quad (7)$$

$$y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_p \end{pmatrix}, A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1p} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{p1} & a_{p2} & \dots & a_{pp} \end{pmatrix}, x = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_p \end{pmatrix} \quad (8)$$

Finalmente, al analizar la matriz de covarianzas de los coeficientes mostrados en y será la mostrada en la ecuación (9), dada la no correlación de los coeficientes y_1, \dots, y_p .

$$\Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_p \end{pmatrix} \quad (9)$$

El cálculo de los coeficientes puede realizarse por medio de procesos como el bien conocido método de multiplicadores de Lagrange al tener una función de variables y que además está sujeto a restricciones. De tal modo, la ecuación (10) muestra la función a maximizar, en donde \sum es la matriz covarianzas y la ecuación (11) representa la restricción a la que se sujeta la expresión [45], [46].

$$Var(y_1) = Var(a'_1 x) = a'_1 \sum a_1 \quad (10)$$

$$a'_1 a_1 = 1 \quad (11)$$

5.2 Método planteado

El método planteado supone la existencia de un conjunto de datos previamente registrados dado que el método se plantea netamente como histórico, por tanto, la MR planteada para el desarrollo posee un esquema de registro de datos entre los cuales se registran variables como lo son el voltaje, potencia activa y reactiva, THD, factor de potencia, ángulo, corriente, voltajes de supervisión. Dichos datos entonces serán transferidos al modelo que calcula los componentes principales del sistema en condición de falla y en ausencia de la misma con el fin de determinar la existencia de la falla de alguna naturaleza al comparar los

componentes principales de las clases que se detallarán más adelante.

La tabla 1 muestra las variables seleccionadas para llevar a cabo el método planteado.

Tabla 1. Variables utilizadas

Nombre	Interpretación
Datos_Gen_n	Observaciones de variables a procesar
a	Número de componentes a elegir
n	Cantidad de observaciones
alpha	Constante de confianza
coeffn	Coeficientes de los componentes principales
scoren	Score de los componentes principales
latentn	Varianza de los componentes principales
tsquaredn	Coeficiente de Hotelling
explainedn	Porcentaje de la varianza
mun	Media estimada de cada variable
umbraln	Ángulo teórico de condiciones normales
n	Número de clase
c1	Ángulo entre condición normal y falla abrupta
c2	Ángulo entre condición normal y falla de valor fijo
UCL	Umbral superior
LCL	Umbral inferior
res1	Residuo Hotelling clase 1 y clase 2
res2	Residuo Hotelling clase 1 y clase 3
[Voltaje_d, P_d, Q_d, Corriente_d, Sensado]	Valores registrados de la simulación

Las funciones utilizadas, así como el pseudocódigo implementado se muestran en las tablas 2 y 3 correspondientemente.

Las simulaciones se llevaron a cabo en un computador portátil con procesador Intel® Core™ i7-6700HQ CPU @ 2.60 GHz 2.60 GHz, 16 GB de RAM y tarjeta gráfica NVIDIA GEFORCE GTX 960M + Intel® HD Graphics 530.

Tabla 2. Funciones utilizadas.

Función	Descripción
subspace	Calcula el ángulo entre 2 espacios
pca	Obtiene información de los componentes principales

Tabla 3. Pseudocódigo implementado

Algoritmo 1: Algoritmo de detección basado en PCA	
Paso 1:	Entradas: [Voltaje_d, P_d, Q_d, Corriente_d, Sensado]
Paso 2:	Salidas: {coeffn, scoren, latentn, tsquaredn, explainedn, mun, falla}
Paso 3:	Inicialización: Datos_Gen←[]
Paso 4:	Asignación de datos Datos_Gen_n←[Voltaje_d, P_d, Q_d, Corriente_d, Sensado]
Paso 5:	Cálculo de componentes principales [coeff0,score0,latent0,tsquared0,explained0, mu0]←pca(Datos_Gen_1) [coeff1,score1,latent1,tsquared1,explained1, mu1]←pca(Datos_Gen_2) [coeff2,score2,latent2,tsquared2,explained2, mu2]←pca(Datos_Gen_3)
Paso 6:	Cálculo de ángulos entre espacios umbral=subspace(coeff0.coeff0) c1=subspace(coeff0.coeff1) c2=subspace(coeff0.coeff2)
Paso 7:	Cálculo de umbrales $UCL = \frac{a(n+1)(n-1)}{n^2-na} F(0.95, a, n-a)$ $LCL = \frac{a(n+1)(n-1)}{n^2-na} F(0.05, a, n-a)$
Paso 8:	Cálculo de residuos res1=tsquared1-tsquared0 res2=tsquared2-tsquared0
Paso 9:	Comparación de umbral Si c1>umbral Mostrar("Falla clase 2") Falla=1 Encontrar res1>UCL y res1<LCL Sino Si c2>umbral Mostrar("Falla clase 3") Falla=1 Encontrar res2>UCL y res2<LCL

```

Sino
  Mostrar("Sin falla")
  Falla=1
Fin Si
Fin Si
Paso
10: Retornar:
  {coeffn, scoren, latentn, tsquaredn,
  explainedn, mun, falla}

```

5.3 Caso de Estudio

Al considerar el estudio sobre redes híbridas lo que se contempla en la existencia de una MRH estará compuesta por dos paneles fotovoltaicos, dos sistemas de almacenamiento BESS, cagas líneas y no lineales además de que el sistema trabajará en modo aislado de la red convencional. Por otro lado, se contempla que el estudio se realizará sobre las fuentes convertidoras de voltaje o VSC [1], [47].

Se plantea 3 escenarios de operación de la MR, el primero contempla la operación en condiciones nominales, el segundo escenario introduce una falla abrupta de sensado y finalmente el tercer escenario introduce una falla de valor fijo en la etapa de sensado. Los dos últimos escenarios introducen el daño en la etapa de sensado del convertor CA/CC 1 conectado entre el bus de CC y la red de CA, dicho convertor es capaz de operar como inversor o como rectificador según sea el caso.

Es necesario indicar que los escenarios explicados con anterioridad son llevados a cabo con el máximo de la demanda y que de las 12 señales que son tomadas como referencia para el control del convertor en cuestión son 3 las señales afectadas por las fallas expuestas para el escenario 2 y 3.

La figura 4 muestra la inclusión de la falla dentro del registrador de datos usado para la recolección de datos de control, la

clase mostrado en la figura corresponde a la falla de valor fijo que para la clase señalada coloca un valor de 130 de manera continua en todas las lecturas afectadas. El recuadro marcado con rojo representa la inclusión de la falla de sensado que sucede a los 0.15 segundos de simulación.

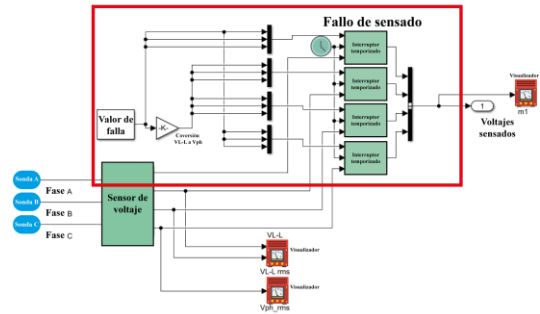


Figura 4. Introducción de falla [Autor]

6 Análisis de Resultados

La presente sección muestra el estudio llevado a cabo para 3 clases diferentes de operación siendo 2 de ellas clases con fallas mientras que la primera clase representa la operación normal.

6.1 Clase 1

La primera clase hace referencia a la operación del sistema en condiciones de operación normal esto implica que no se ha introducido ningún tipo de falla en el sensado del controlador del convertor de voltaje 1.

La demanda se sitúa en su escenario de máxima demanda. Por otro lado, la figura 5 ilustra los voltajes en valores por unidad en cada una de las barras del sistema, se puede observar que los valores de los voltajes se encuentran en un rango entre 0.9 y 1 p.u. además de que desde la barra 6 en adelante los valores para cada una de las fases se sitúan en valores muy cercanos, ello contrasta con lo sucedido en las barras 1 a la 5 en donde se evidencia un desbalance de voltajes.

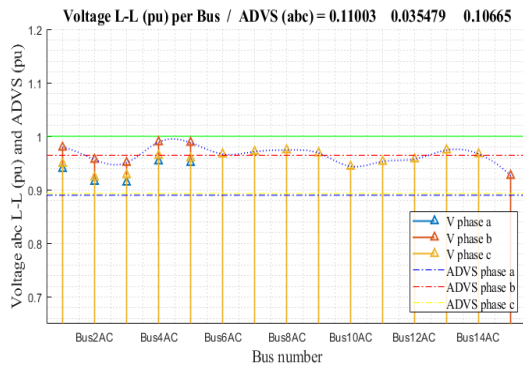


Figura 5. Voltaje de las barras.
[Autor]

Las figuras 6 y 7 muestran los balances de potencia activa y reactiva para cada una de las barras de sistema, cabe aclarar que existen 14 barras de CA mientras que los valores que aparecen a continuación son los valores que se presentan en la barra de CC.

Es claro destacar el hecho de que la potencia activa puede ser correctamente representada para todas las barras incluyendo la barra de CC sin embargo, para el caso de la potencia reactiva nada más es representada para todas las barras de CA mas no para el caso de la barra de CC.

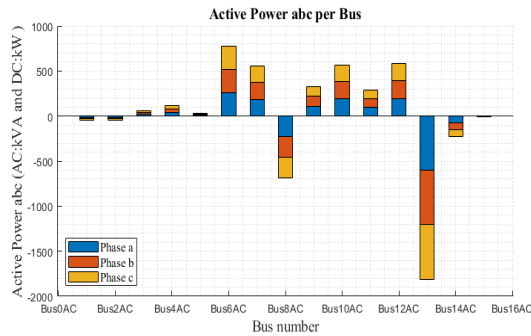


Figura 6. Balance de potencia activa por cada barra.
[Autor]

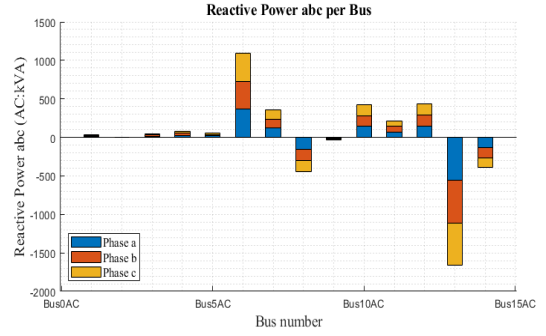


Figura 7. Balance de potencia reactiva por cada barra.
[Autor]

La figura 8 muestra los valores de voltaje (fase y línea) tomados desde el sensor para controlar el convertor de CC que es objeto de estudio.

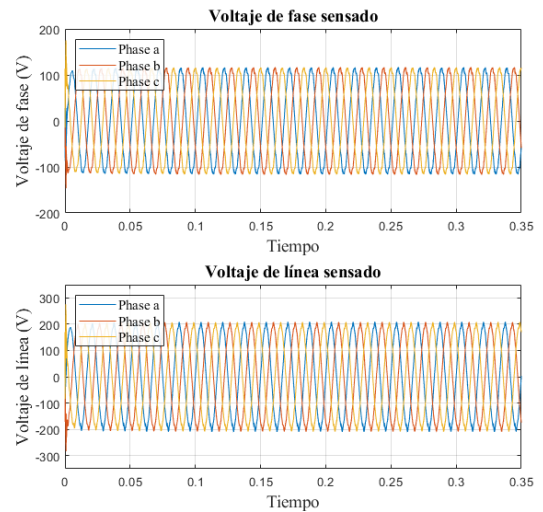


Figura 8. Voltajes sentidos
[Autor]

La figura 9 ilustra los voltajes sentidos en el mismo punto que los mostrados por la figura 8 sin embargo, para este caso los valores mostrados se encuentran en valores RMS.

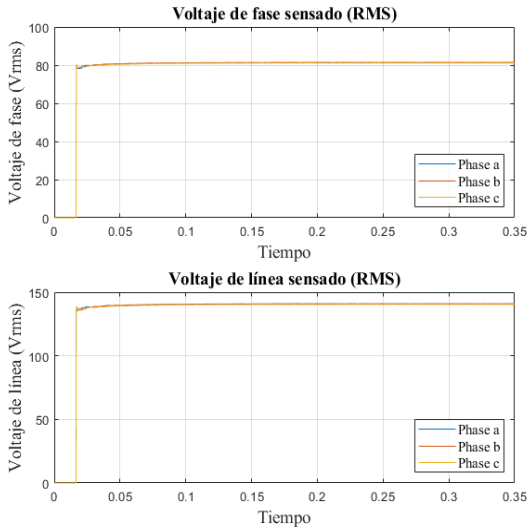


Figura 9. Voltajes sentidos, valores RMS. [Autor]

6.2 Clase 2

La clase 2 representa una clase en el cual el sensor encargado de aportar la información de los voltajes es afectado bruscamente y obtiene un valor de 0 lo cual supone una falla abrupta en el sensor.

De manera similar a lo visto en la clase 1 se visualiza en la figura 11 se ilustra los valores de voltaje de las barras del sistema.

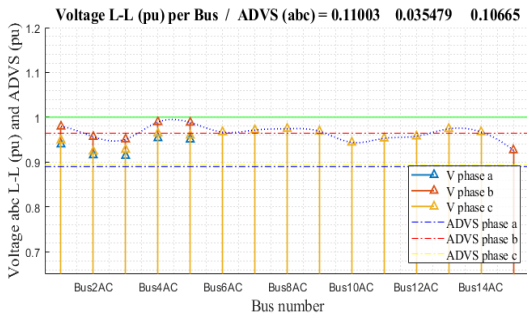


Figura 10. Voltaje de las barras, falla abrupta. [Autor]

De manera análoga a lo revisado en la clase 1 se presentan las figuras 11 y 12 que representan los balances de potencia activa y reactiva correspondientemente, pero para la clase en el que sucede una falla abrupta en el sensorado.

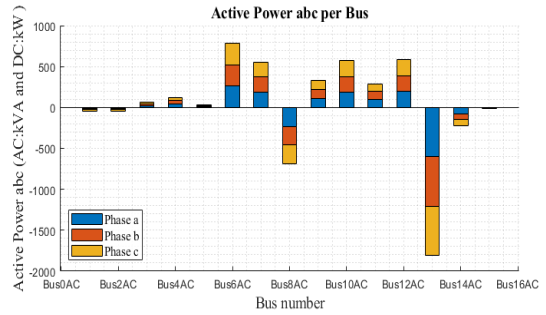


Figura 11. Balance de potencia activa, falla abrupta [Autor]

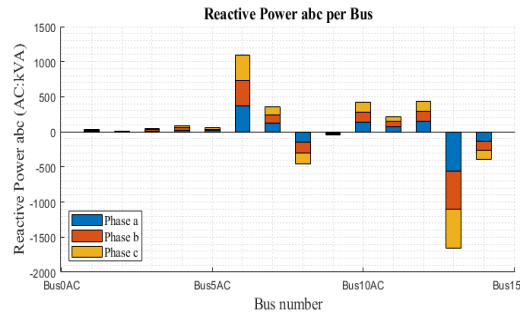


Figura 12. Balance de potencia reactiva, falla abrupta. [Autor]

La figura 13 muestra las señales sensadas para el control del convertidor en donde se puede observar que para el caso de la señal correspondiente al voltaje la señal presenta un fallo abrupto (valor nulo) a los 0.15 segundos de simulación.

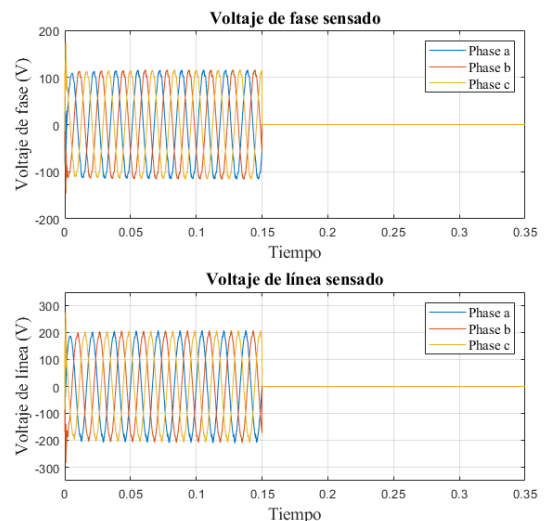


Figura 13. Voltaje sentido, falla abrupta. [Autor]

La figura 14 muestra por otro lado las señales RMS sensadas en el mismo punto, es notorio que existe una falla en ese

punto como se explicó en puntos anteriores.

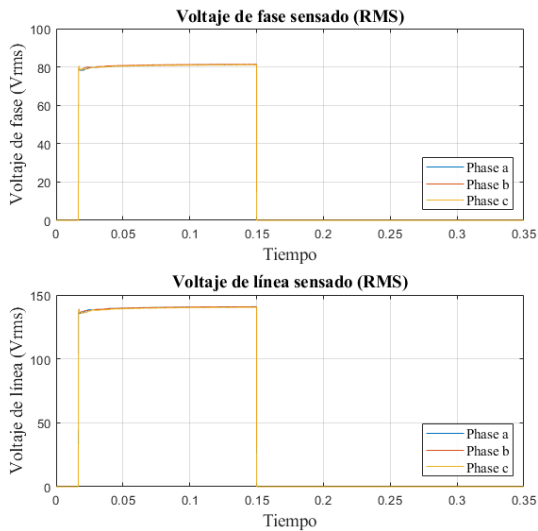


Figura 14. Voltaje sentido RMS, falla abrupta. [Autor]

6.3 Clase 3

La clase 2 expuso un fallo abrupto en el sentido del voltaje de fase, la clase que se presenta en este apartado propone la existencia de una falla en el sentido del voltaje cuya consecuencia radica en la presencia continua de un valor a la salida del sensor, a continuación, a esta falla la llamaremos de valor fijo. De manera similar a lo revisado con anterioridad, la figura 15 presenta los voltajes de cada barra.

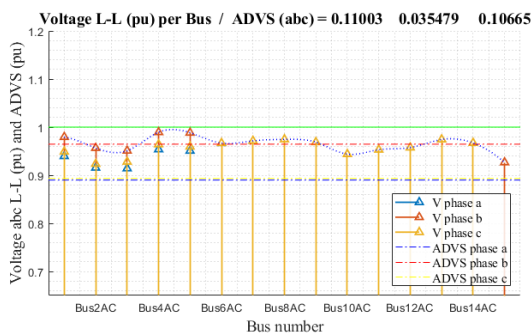


Figura 15. Voltaje de las barras, falla de valor fijo [Autor]

La figura 16 y 17 muestran los balances de potencia tanto activa como reactiva de las barras del sistema.

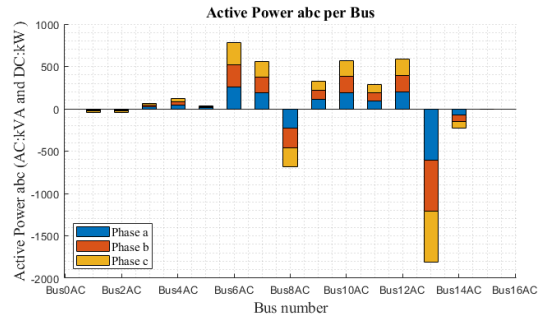


Figura 16. Balance de potencia activa, falla valor fijo. [Autor]

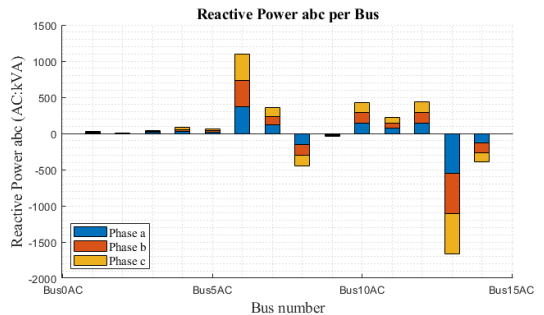


Figura 17. Balance de potencia reactiva, falla valor fijo. [Autor]

Finalmente, se muestran los valores de voltaje sentidos en el punto mencionado en las clases anteriores de manera que la figura 18 ilustra la falla mencionada en la cual se observa que a los 0.15 segundos de la simulación el voltaje sentido se coloca en un valor fijo de 130 V en las 3 fases que se sienten.

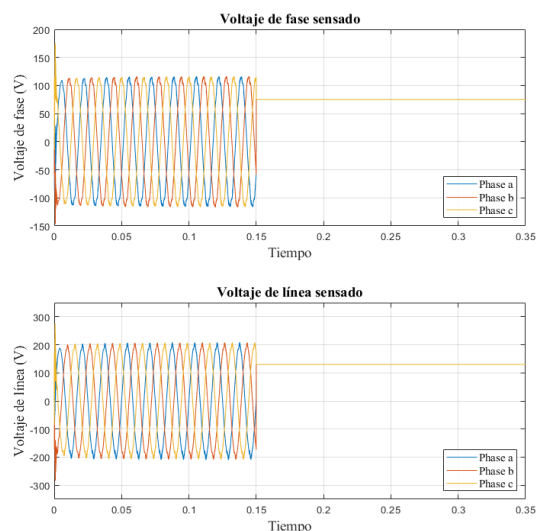


Figura 18. Voltaje sentido, falla valor fijo. [Autor]

La figura 19 ilustra la falla de valor fijo sobre las mediciones en valores RMS.

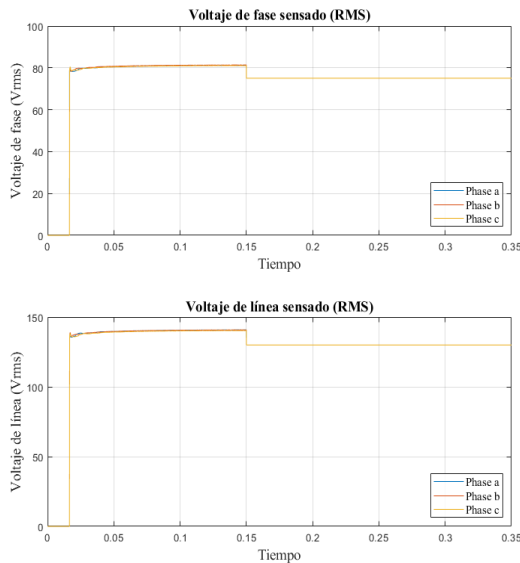


Figura 19. Voltaje sentido RMS, falla valor fijo.
[Autor]

De las clases antes expuestas se genera para cada uno de ellos un conjunto de datos que incluyen voltaje, corriente, potencia activa, potencia reactiva, frecuencia y los voltajes sentidos para control con lo cual se obtiene un total de 211 variables y para los 0.35 segundos seleccionados se generan alrededor de 145500 observaciones.

Los datos generados para todas las clases son luego procesados para obtener sus componentes principales. La tabla 4 muestra los componentes principales de cada clase con su respectiva distribución de varianza (columna 2) por cada componente principal (CP), el porcentaje de varianza o la representatividad (columna 3) de cada uno de los componentes para el espacio generado y el porcentaje acumulado (columna 4) de la varianza, medida que ayuda a comprender la cantidad de componentes principales a utilizar para describir la mayor porción del sistema en estudio.

Es importante aclarar que los datos presentados son aquellos obtenidos para la totalidad de datos analizados incluyendo las 211 variables con todas sus observaciones. Para la clase en la cual no existe falla en el sentido es posible notar que los primeros 5 componentes aportan con la mayor representatividad del sistema siendo los 2 primeros componentes los que representan alrededor del 85% mientras que, al considerar los primeros 5 componentes se tiene una representatividad acumulada del 99%.

Las clases 2 y 3 se manejan de una manera similar, sus primeros 2 componentes representan alrededor del 80% mientras que se requiere de 5 componentes para describir más del 95%.

Tabla 4. Resumen de componentes principales.

Componente principal	Distribución de Varianza	Porcentaje de Representatividad (%)	Porcentaje de varianza total acumulada (%)
Clase 1			
CP1	6.28E+05	43.62	43.62
CP2	5.96E+05	41.41	85.03
CP3	1.73E+05	12.00	97.03
CP4	1.68E+04	1.17	98.20
CP5	1.12E+04	0.78	98.98
Clase 2			
CP1	5.66E+05	41.05	41.05
CP2	5.34E+05	38.72	79.77
CP3	1.67E+05	12.12	91.88
CP4	3.57E+04	2.59	94.48
CP5	2.47E+04	1.79	96.26
Clase 3			
CP1	5.97E+05	42.30	42.30
CP2	5.65E+05	40.04	82.35
CP3	1.73E+05	12.29	94.64
CP4	1.97E+04	1.40	96.03
CP5	1.59E+04	1.13	97.16

Se puede observar que la presencia de fallas provoca la alteración de los componentes y los porcentajes de representatividad. Es posible entonces realizar una comparación de espacios entre la clase 1 y la clase 2 y una nueva comparación entre clase 1 y clase 3. La diferencia angular entre uno y otro espacio puede indicar que las observaciones analizadas no son las mismas lo cual para el caso que compete a esta investigación significa una alteración de señales. La tabla 5 muestra la diferencia angular mencionada con anterioridad.

Tabla 5. Diferencia angular

Componente principal	Ángulo respecto a CP1	Diferencia respecto a CP1
CP1	2.74E-15	0.00E+00
CP2	2.96E-15	2.26E-16
CP3	2.93E-15	1.95E-16

La figura 20 muestra un diagrama de Pareto para las 3 clases de operación con los primeros componentes principales más relevantes mientras que también muestra la representatividad porcentual (varianza) acumulada.

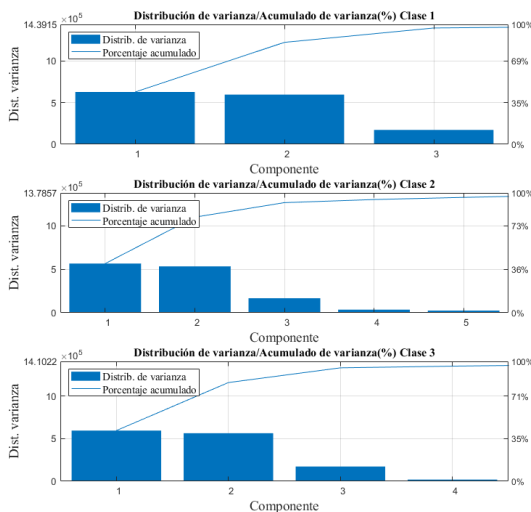


Figura 20. Distribución de varianza. [Autor]

Es posible notar que para cada clase el comportamiento es diferente lo cual es consistente con la presencia de fallas de diferentes valores.

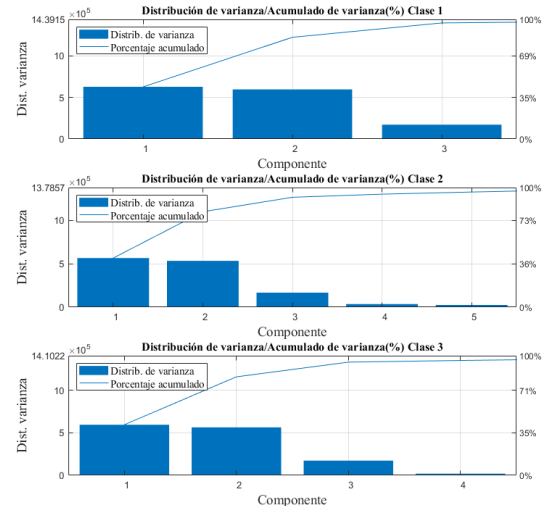


Figura 21. Distribución de varianza. [Autor]

La figura 21 por otro lado muestra un histograma de los valores de distribución de la varianza de las 3 componentes más importantes para las 3 clases presentadas.

A pesar de que las variaciones son mínimas entre la clase 2 y la clase 3, ambas difieren en valor con la clase 1 aportando con ello notoriedad en la diferencia entre las clases dada la ocurrencia de las fallas en el sensado las mismas pueden ser comparadas con la tabla 1.

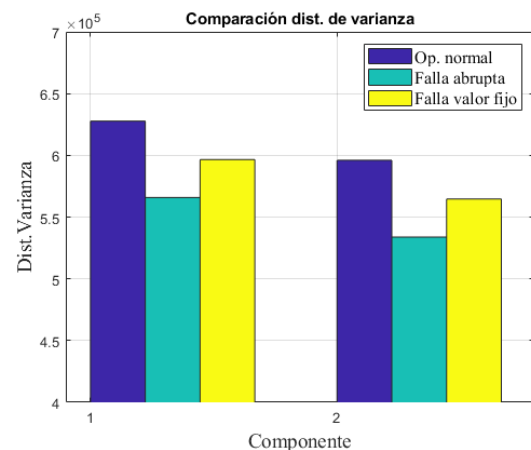


Figura 22. Varianza de los componentes por clases. [Autor]

La gráfica 22 por otro lado, muestra el porcentaje de varianza, valores que también pueden ser comparados con la tabla 1. Los valores presentados nuevamente corresponden a los de las 3 clases, incluyendo la clase 1 dado que es la clase que servirá como marco de referencia para la tarea de detección de fallas.

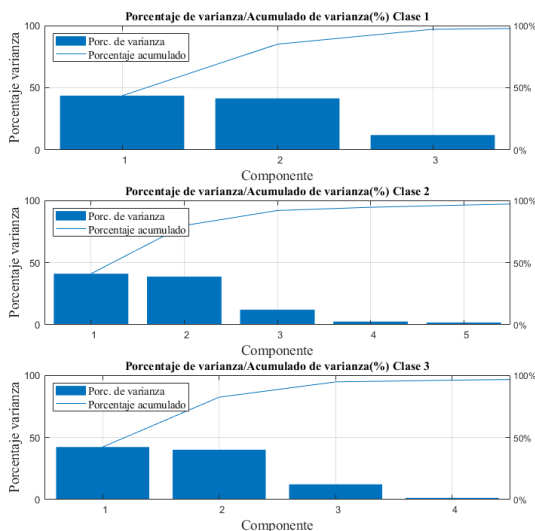


Figura 23. Porcentaje de varianza, clase 1
[Autor]

La figura 23 muestra la misma variable, pero en forma de histograma para las 3 clases

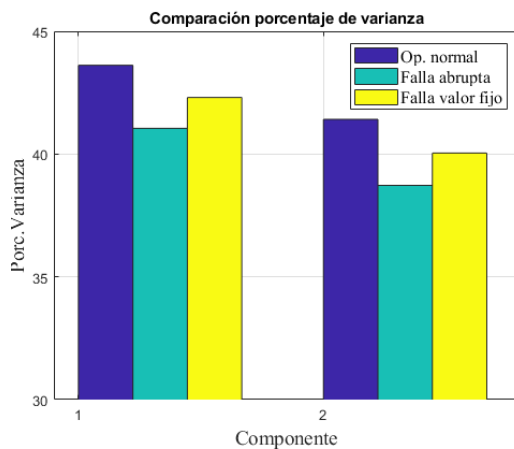


Figura 24. Comparación de los porcentajes de varianza.
[Autor]

Con el fin de comparar las diferencias de los componentes y sus porcentajes de representatividad, en el caso del porcentaje de varianza o representatividad es aún más evidente la diferencia de valores lo cual evidencia claras diferencias entre las 3 clases con lo cual además de mostrar un fallo puede ayudar a discriminar 2 fallos diferentes.

Al graficar los scores de los 5 componentes iniciales es de principal interés el analizar los componentes 4 y 5, como se puede observar en las figuras 24 y 25.

La figura 25 indica los scores de cada observación respecto al componente 4, se enfatiza en las últimas observaciones en donde se vuelve evidente que existen alteraciones y son consistentes con la ocurrencia de falla en las señales de sensado. Es evidente también que entre la clase 2 y la clase 3 (falla abrupta y falla de valor fijo) la diferencia respecto a la clase de operación normal los valores difieren dada la diferente naturaleza de las fallas.

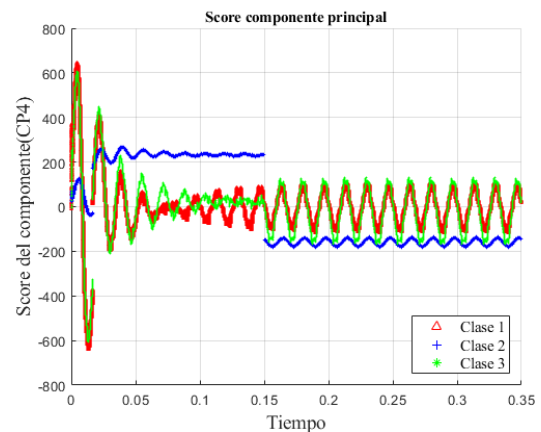


Figura 25. Scores, componente 4.
[Autor]

La figura 25 ilustra de manera análoga a lo visto en la figura 24 pero para el caso de la componente 5. En esta clase es más evidente la variación a pesar de que entre la clase 2 y 3 la diferencia no es apreciable, si lo es respecto a la clase que no tiene influencia de ninguna falla.

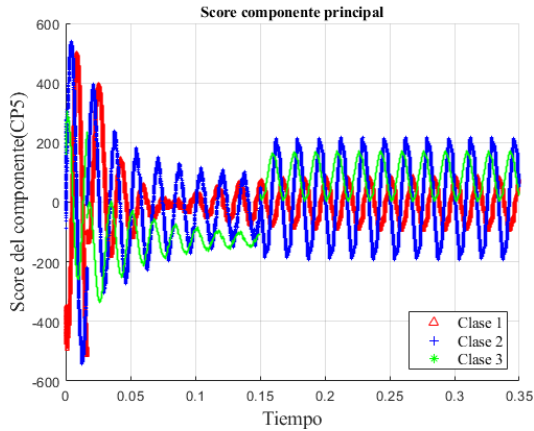


Figura 26. Scores, componente 5.
[Autor]

Otro análisis realizado se ejecuta sobre los coeficientes de Hotelling (medida estadística de la distancia multivariante de las observaciones al centro del espacio) lo cuales son graficados en simultáneo para los diferentes componentes (5 primeros componentes) y sobre las 3 clases estudiadas. Se puede notar que en las secciones finales se producen alteraciones tal como sucedió con los scores esto se vuelve evidente al calcular el residuo generado entre los coeficientes de Hotelling de la clase sin falla y las clases con ocurrencia de fallas.

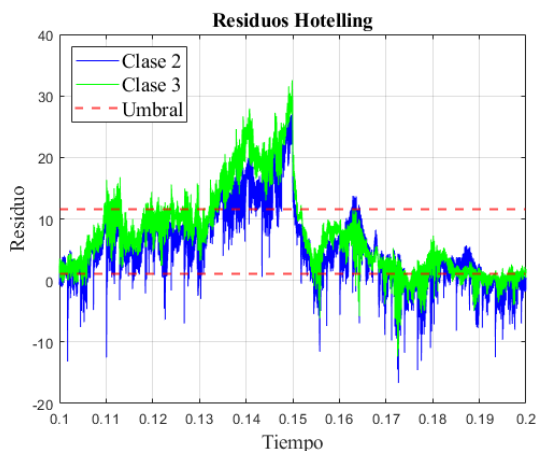


Figura 27. Residuos coeficientes de Hotelling
[Autor]

Cuando sucede la falla a los 0.15 segundos el residuo sufre una alteración

que viola la limitante planteada, mientras que en la porción restante de la señal se tienen picos que pueden explicar cómo falsos positivos a fallos. La señal mostrada en la figura 26 se muestra lo mencionado con anterioridad.

Por otro lado, la figura 27 muestra los mismos datos mostrados en la figura 26 sin embargo ahora el residuo se muestra con menos fluctuaciones al haber calculado una envolvente con un análisis de picos y con 200 observaciones como muestra.

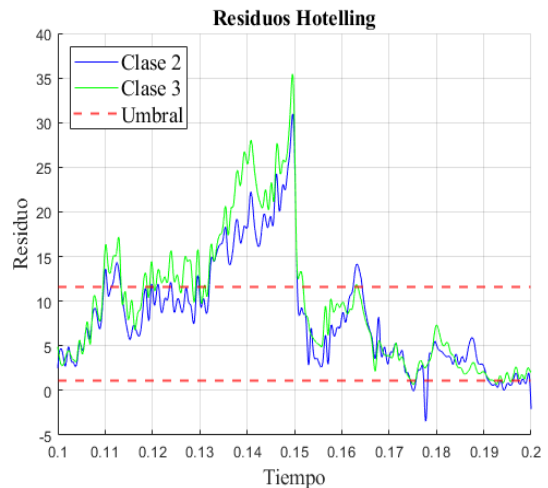


Figura 28. Residuos coeficientes de Hotelling, envolvente.
[Autor]

La figura 28 ilustra el total de los coeficientes de Hotelling para las 3 clases.

Dado que el coeficiente en mención hace referencia a la distancia de las observaciones respecto al centro del nuevo espacio creado, un aumento en el valor implica una diferencia de la ubicación de la observación respecto al centro del espacio lo cual en consecuencia implica una anomalía en las variables estudiadas. Es congruente con una variación respecto a la clase de condición normal dada la anomalía o fallo, la señal ha sido sometida al mismo análisis realizado en la figura 27 a fin de observar de mejor manera las variaciones. Se puede observar que los lapsos cercanos a

los 0.15 segundos (momentos en los cuales se produce la falla) se dan las mayores variaciones entre las clases en falla y la clase sin falla.

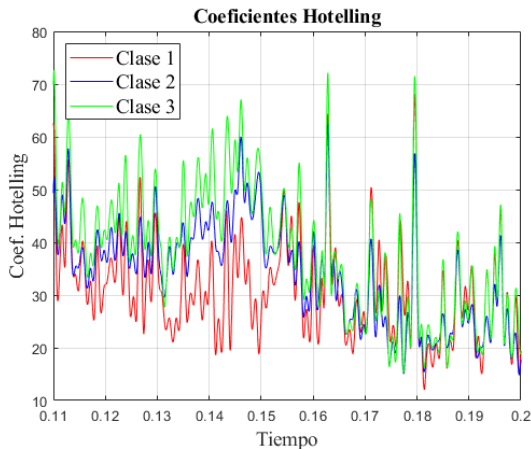


Figura 29. Coeficientes de Hotelling, 3 clases.
[Autor]

La figura 29 muestra las violaciones que se dan respecto a los umbrales planteados siendo posible visualizar aquellos puntos que más se alejan del umbral.



Figura 30. Violaciones de umbral.
[Autor]

Por último, se muestra el aporte de cada variable a los componentes principales como vectores de color azul que parten desde el centro y se ubican en los diferentes cuadrantes los mismos que ilustran el aporte de cada variable a un componente, dada la naturaleza bidimensional de la gráfica solamente es

posible visualizar las 2 primeras componentes principales que en realidad representan más del 80% en todas las clases. También es posible visualizar las observaciones en relación al componente 1 y 2 en la figura 30, todo el universo de observaciones es colocado por medio de sus scores en la gráfica y cómo cada una de ellas se relaciona con los componentes principales dichos puntos corresponden a las trazas de color rojo que a pesar de mostrar una relativa forma similar a una elipse corresponden realmente a la totalidad de observaciones de las 211 variables y 145500 observaciones.

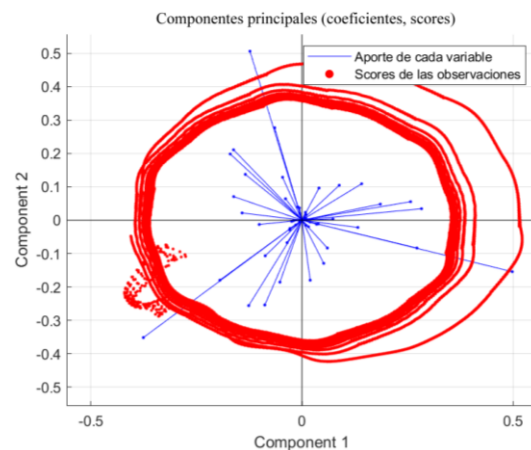


Figura 31. Aportes y observaciones para los 2 primeros componentes.
[Autor]

7 Conclusiones

El uso del análisis de componentes principales permite reducir considerablemente la cantidad de variables que se colocan en estudio manteniendo la información del sistema al conseguir una gran representatividad en unos pocos componentes calculados; consiguiendo el 80% de representatividad con 3 componentes y más del 95% con 5 componentes.

La introducción de una falla de sensado en la totalidad de los datos provoca que

los valores relacionados con los componentes principales (score, varianza, etc) sufran alteraciones que pueden ser detectadas aún cuando solamente 12 de las 211 variables seleccionadas son alteradas por fallos en el sensado.

El desplazamiento angular a pesar de tener un valor relativamente bajo respecto a los 5 componentes evidencia una alteración en las variables almacenadas, es evidente que el fallo en el sensado de 12 variables no altera significativamente el espacio generado por los componentes principales, pero tal alteración si permite detectar variaciones entre las clases en fallo y la clase de operación normal.

El cálculo de los residuos entre los coeficientes Hotelling calculados entre la clase de operación normal y las clases de falla brinda una perspectiva diferente para encontrar fallos por medio del cálculo de las componentes principales de una Micro-red híbrida con diversidad de componentes incluyendo convertidores CA/CC y sus respectivos controladores. El tiempo en el cual el residuo presenta una variación detectable por el método es también el tiempo en el cual las fallas se presentan en las clases del presente estudio.

El método propuesto y basado en análisis de componentes principales requiere del conocimiento previo del sistema a estudiar, debido al uso de métodos estadísticos. Esto permite conocer de mejor manera el comportamiento habitual y en falla del sistema. Esto puede suponer una limitación en sistemas nuevos o con variables no supervisadas que pueden volver ineficiente al método frente a fallos no reconocidos con anterioridad.

7.1 Trabajos Futuros

Se propone la inclusión de técnicas más avanzadas como un complemento adecuado para el uso de PCA. La presente investigación propone una base para la inclusión de técnicas como lo son Redes neuronales artificiales, control difuso o árboles de decisión que permitan validar los estados de operación normal y falla al hacer uso de sistemas entrenados con información base validada. Así también se propone el uso de PCA en porciones reducidas de la red en donde el efecto de una falla puede ser significativa y las alteraciones en las componentes principales, más significativas.

8 Referencias

- [1] L. Ortiz, R. Orizondo, A. Aguila, J. W. Gonz, I. Isaac, and J. L. Gabriel, "Hybrid AC / DC microgrid test system simulation : grid-connected mode," *Heliyon*, vol. 5, no. August, p. 21, 2019, doi: 10.1016/j.heliyon.2019.e02862.
- [2] L. Ortiz, J. W. Gonz, L. B. Gutierrez, and O. Llanes-santiago, "A review on control and fault-tolerant control systems of AC / DC microgrids," *Heliyon*, vol. 6, no. June, 2020, doi: 10.1016/j.heliyon.2020.e04799.
- [3] D. Carrión and L. Ortiz, "Generación distribuida a partir de bicicletas estáticas y sistemas híbridos," *Ingenius*, vol. 10, pp. 44–48, 2013.
- [4] D. A. Gadanayak, "Protection algorithms of microgrids with inverter interfaced distributed generation units—A review," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 192, no. November 2020, p. 106986, Mar. 2021, doi: 10.1016/j.epsr.2020.106986.

- [5] A. Aguila Téllez, G. M. Gutiérrez Serna, D. L. González Samueza, and M. L. Ortiz, "Optimum location and sizing of capacitor banks using VOLT VAR compensation in micro-grids," *IEE Lat. Am. Trans.*, vol. 18, no. 3, pp. 465–472, 2020, doi: 10.1109/TLA.2020.9082717.
- [6] A. Téllez, A. Robayo, G. López, L. Ortiz, I. Isaac, and J. González, "Optimal sizing of distribution transformers using exhaustive search algorithm," 2019, doi: 10.1109/FISECIGRE48012.2019.8984965.
- [7] L. Ortiz Matos, A. Aguila Tellez, R. C. Hincapié Reyes, and J. . González Sanchez, "Multi-Criteria Optimization of the Deployment of a Grid for Rural Electrification Based on a Heuristic Method," *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.*, vol. 73, no. 1, p. 012020, 2017, doi: 10.1088/1755-1315/73/1/012020.
- [8] P. C. Sekhar, S. Mishra, and R. Sharma, "Data analytics based neuro-fuzzy controller for diesel-photovoltaic hybrid AC microgrid," *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 9, no. 2, pp. 193–207, 2015, doi: 10.1049/iet-gtd.2014.0287.
- [9] F. A. Urgiles Navarrete and L. Ortiz Matos, "Estrategia de identificación dinámica no lineal basada en NARX para fuentes de generación distribuida acopladas electrónicamente a micro – redes AC/DC," Universidad Politécnica Salesiana, 2020.
- [10] N. M. Zografou-Barredo, C. Patsios, I. Sarantakos, P. Davison, S. L. Walker, and P. C. Taylor, "MicroGrid Resilience-Oriented Scheduling: A Robust MISOCP Model," *IEEE Trans. Smart Grid*, pp. 1–13, 2020, doi: 10.1109/TSG.2020.3039713.
- [11] L. Meng, M. Savaghebi, F. Andrade, J. C. Vasquez, J. M. Guerrero, and M. Graells, "Microgrid central controller development and hierarchical control implementation in the intelligent microgrid lab of Aalborg University," *Conf. Proc. - IEEE Appl. Power Electron. Conf. Expo. - APEC*, vol. 2015-May, no. May, pp. 2585–2592, 2015, doi: 10.1109/APEC.2015.7104716.
- [12] S. I. Freire Piedra and L. Ortiz Matos, "Modelado y simulación de un sistema automático de adquisición de datos en centrales hidroeléctricas pequeñas," Universidad Politécnica Salesiana, 2015.
- [13] N. Yassaie, M. Hallajiyani, I. Sharifi, and H. A. Talebi, "Resilient control of multi-microgrids against false data injection attack," *ISA Trans.*, no. xxxx, 2020, doi: 10.1016/j.isatra.2020.10.030.
- [14] S. Mishra, K. Anderson, B. Miller, K. Boyer, and A. Warren, "Microgrid resilience: A holistic approach for assessing threats, identifying vulnerabilities, and designing corresponding mitigation strategies," *Appl. Energy*, vol. 264, no. October 2019, p. 114726, 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.114726.
- [15] J. L. M. Bastidas and L. O. Matos, "Localización de fallas en microredes eléctricas basado en un modelo Markoviano.," Universidad Politécnica Salesiana, 2018.
- [16] B. E. Ramírez Velasco and L. Ortiz Matos, "Estudio comparativo de métodos de detección e

- identificación de fallas (FDI) de sensado sobre el Control Local de micro redes Electricas Híbridas AC/DC,” Universidad Politécnica Salesiana, 2020.
- [17] Q. Yu, Z. Jiang, Y. Liu, G. Long, M. Guo, and D. Yang, “Research of Early Warning of Failure with Load Tendency Based on Non-intrusive Load Monitoring in Microgrid,” *2020 IEEE 6th Int. Conf. Control Sci. Syst. Eng. ICCSSE 2020*, pp. 232–236, 2020, doi: 10.1109/ICCSSE50399.2020.9171952.
- [18] C. Darab, R. Tarnovan, A. Turcu, and C. Martineac, “Artificial Intelligence Techniques for Fault Location and Detection in Distributed Generation Power Systems,” *Proc. 2019 8th Int. Conf. Mod. Power Syst. MPS 2019*, pp. 21–24, 2019, doi: 10.1109/MPS.2019.8759662.
- [19] S. Sahoo, J. C. H. Peng, S. Mishra, and T. Dragicevic, “Distributed Screening of Hijacking Attacks in DC Microgrids,” *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 35, no. 7, pp. 7574–7582, 2020, doi: 10.1109/TPEL.2019.2957071.
- [20] T. Agarwal, P. Niknejad, A. Rahimnejad, M. R. Barzegaran, and L. Vanfretti, “Cyber–physical microgrid components fault prognosis using electromagnetic sensors,” *IET Cyber-Physical Syst. Theory Appl.*, vol. 4, no. 2, pp. 173–178, 2019, doi: 10.1049/iet-cps.2018.5043.
- [21] A. F. Falcón Ayala and L. Ortiz Matos, “Confiabilidad en microredes eléctricas AC/DC usando control robusto H_∞ y estrategias de tolerancia a fallas,” Universidad Politécnica Salesiana, 2019.
- [22] S. X. Garrido Jácome and L. Ortiz Matos, “Estrategia activa de tolerancia a fallas para el control Buck-Boost de micro-redes eléctricas en DC,” Universidad Politécnica Salesiana, 2019.
- [23] J. G. B. Sánchez and L. O. Matos, “Estrategia de tolerancia a fallas por condiciones ambientales para IEDS en subestaciones de distribución,” Universidad Politécnica Salesiana, 2016.
- [24] G. K. Chinchuña Toledo and L. Ortiz Matos, “Mejoramiento de la fiabilidad en microredes mediante el control robusto de voltaje usando técnicas pasivas de tolerancia a fallos,” Universidad Politécnica Salesiana, 2018.
- [25] F. M. Armas Chamorro and L. Ortiz Matos, “Modelización con Petri Net de una aplicación automática de diagnóstico y restauración de avería en sistema de distribución,” Universidad Politécnica Salesiana, 2015.
- [26] L. O. Matos, J. Wilson, and G. Sanchez, “Reconfiguration Strategy for Fault Tolerance of Power Distribution Systems Using Petri Net,” 2016, doi: 10.1109/ETCM.2016.7750820.
- [27] C. Wang, J. Hu, and C. Wen, “Multi-level PCA and its application in fault diagnosis,” *26th Chinese Control Decis. Conf. CCDC 2014*, pp. 2810–2814, 2014, doi: 10.1109/CCDC.2014.6852651.
- [28] Q. Alsafasfeh, I. Abdel-Qader, and A. Harb, “Symmetrical pattern and PCA based framework for fault detection and classification in power systems,” *2010 IEEE Int. Conf. Electro/Information Technol. EIT2010*, 2010, doi:

- 10.1109/EIT.2010.5612179.
- [29] J. Liang and N. Wang, "Faults detection and isolation based on PCA: An industrial reheating furnace case study," *Proc. IEEE Int. Conf. Syst. Man Cybern.*, vol. 2, no. 863, pp. 1193–1198, 2003, doi: 10.1109/icsmc.2003.1244573.
- [30] Y. Wang, X. Ma, and P. Qian, "Wind Turbine Fault Detection and Identification Through PCA-Based Optimal Variable Selection," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 9, no. 4, pp. 1627–1635, 2018, doi: 10.1109/TSTE.2018.2801625.
- [31] M. Khoddam, J. Sadeh, and P. Pourmohamadiyan, "Electrical contact failure detection based on dynamic resistance principle component analysis and RBF neural network," *C. 2016 - Int. Conf. Cond. Monit. Diagnosis*, pp. 380–383, 2016, doi: 10.1109/CMD.2016.7757897.
- [32] T. Wang, M. Xu, T. Tang, and J. Han, "The normalization PCA model and its application in fault detection of wind power generation system," *IEEE Int. Symp. Ind. Electron.*, no. 61203089, 2013, doi: 10.1109/ISIE.2013.6563651.
- [33] E. Barocio, B. C. Pal, D. Fabozzi, and N. F. Thornhill, "Detection and visualization of power system disturbances using principal component analysis," *Proc. IREP Symp. Bulk Power Syst. Dyn. Control - IX Optim. Secur. Control Emerg. Power Grid, IREP 2013*, no. 1, pp. 1–10, 2013, doi: 10.1109/IREP.2013.6629374.
- [34] L. Ortiz, L. B. Gutiérrez, J. W. González, and A. Águila, "A novel strategy for dynamic identification in AC/DC microgrids based on ARX and Petri Nets," *Heliyon*, vol. 6, no. March, p. 18, 2020, doi: 10.1016/j.heliyon.2020.e03559.
- [35] R. Rahmani and A. Fakharian, "A novel method for connecting the PV unit to hybrid microgrid systems based on smart controlling structure," *2016 24th Iran. Conf. Electr. Eng. ICEE 2016*, pp. 1439–1443, 2016, doi: 10.1109/IranianCEE.2016.7585747.
- [36] L. Ortiz Matos, L. B. Gutierrez Zea, J. W. González Sanchez, and A. Aguila Tellez, "An ARX-Petri Nets algorithm for Active Identification of an AC / DC Microgrid Simulation," in *2019 IEEE 4th Colombian Conference on Automatic Control (CCAC)*, 2019, p. 6, doi: 10.1109/CCAC.2019.8921191.
- [37] H. Wang, H. Sun, M. Han, and J. M. Guerrero, "Phase-lock loop of Grid-connected Voltage Source Converter under non-ideal grid condition," *2015 IEEE 1st Int. Conf. Direct Curr. Microgrids, ICDCM 2015*, pp. 124–128, 2015, doi: 10.1109/ICDCM.2015.7152022.
- [38] G. Ding, G. Tang, Z. He, and M. Ding, "New technologies of Voltage Source Converter (VSC) for HVDC transmission system based on VSC," *IEEE Power Energy Soc. 2008 Gen. Meet. Convers. Deliv. Electr. Energy 21st Century, PES*, pp. 1–8, 2008, doi: 10.1109/PES.2008.4596399.
- [39] M. Guan, W. Pan, J. Zhang, and Q. Hao, "for Voltage Source Converter (VSC) Stations," *Ieee Trans. Power Syst.*, vol. 30, no. 1, pp. 1–9, 2015.
- [40] Z. Liang, L. Mu, F. Zhang, H. Zhou, and X. Zhang, "The fault detection method of islanded microgrid with the V/f controlled

- distributed generation,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 112, no. December 2018, pp. 28–35, 2019, doi: 10.1016/j.ijepes.2019.04.030.
- [41] J. Song and B. Li, “Nonlinear and additive principal component analysis for functional data,” *J. Multivar. Anal.*, vol. 181, p. 104675, 2021, doi: 10.1016/j.jmva.2020.104675.
- [42] S. Asante-Okyere, C. Shen, Y. Y. Ziggah, M. M. Rulegeya, and X. Zhu, “Principal component analysis (PCA) based hybrid models for the accurate estimation of reservoir water saturation,” *Comput. Geosci.*, vol. 145, no. July, p. 104555, 2020, doi: 10.1016/j.cageo.2020.104555.
- [43] M. Hamadache and D. Lee, “Principal components analysis based fault detection and isolation for electronic throttle control system,” *Int. Conf. Control. Autom. Syst.*, pp. 808–813, 2012.
- [44] X. Zhang and X. Ren, “Two Dimensional Principal Component Analysis based Independent Component Analysis for face recognition,” *2011 Int. Conf. Multimed. Technol. ICMT 2011*, pp. 934–936, 2011, doi: 10.1109/ICMT.2011.6002199.
- [45] C. G. González and A. B. Felpeto, *Tratamiento de datos*. D{\`i}az de Santos, 2006.
- [46] H. Lahdhiri, M. Said, and O. Taouali, “Sensor fault detection using a new online reduced rank kernel PCA for monitoring an air quality monitoring network,” *Proc. Int. Conf. Adv. Syst. Emergent Technol. IC_ASET 2019*, no. 2, pp. 34–39, 2019, doi: 10.1109/ASET.2019.8871046.
- [47] L. Ortiz, R. Orizondo, A. Aguila, J. W. Gonz, I. Isaac, and J. L. Gabriel, “Hybrid AC/DC microgrid (HMG) test system simulation (<https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/73878-hybrid-ac-dc-microgrid-hmg-test-system-simulation>).” MATLAB Central File Exchange, 2020, [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/73878-hybrid-ac-dc-microgrid-hmg-test-system-simulation>).

9 Matriz de Estado del Arte

Tabla 6. Matriz de estado del arte

DETECCIÓN DE FALLAS DE SENSADO EN CONVERTIDORES CA/CC PARA MICRO-REDES HÍBRIDAS USANDO ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (PCA)																			
ITEM	DATOS	TÍTULO DEL ARTÍCULO	CITAS	TEMÁTICA			FORMULACIÓN DEL PROBLEMA FUNCIONES OBJETIVO			RESTRICCIONES DEL PROBLEMA			PROPUESTAS PARA RESOLVER EL PROBLEMA			SOLUCIÓN PROPUESTA			
				Micro-redes híbridas	Análisis de componentes principales	Detección de fallas	Convertidores de voltaje	Análisis de componentes principales para detectar fallas	Fallas de sensado	Detección de eventos de fallo únicos	Tipo de falla	Fallas de sensado en control local	Fallo en convertidores de voltaje	Métodos estadísticos	Análisis de componentes principales, análisis multivariable	Medidas estadísticas	Simulación de Micro-redes híbridas	Medición de variable eléctricas	Obtención de componentes principales
1	2019	Hybrid AC / DC microgrid test system simulation : grid-connected mode	16	☒		☒	☒								☒	☒			
2	2020	A review on control and fault-tolerant control systems of AC / DC microgrids	1	☒		☒	☒		☒		☒				☒	☒			
3	2020	Generación distribuida a partir de bicicletas estáticas y sistemas híbridos	19	☒			☒												
4	2020	Protection algorithms of microgrids with inverter interfaced distributed generation units—A review	0	☒		☒			☒		☒		☒						
5	2020	Optimum location and sizing of capacitor banks using VOLT VAR compensation in micro-grids	9	☒											☒	☒			
6	2019	Optimal sizing of distribution transformers using exhaustive search algorithm	9				☒									☒			
7	2017	Multi-Criteria Optimization of the Deployment of a Grid for Rural Electrification Based on a Heuristic Method	20	☒			☒								☒	☒			
8	2015	Data analytics based neuro-fuzzy controller for diesel-photovoltaic hybrid AC microgrid	29	☒		☒			☒		☒		☒						

DETECCIÓN DE FALLAS DE SENSADO EN CONVERTIDORES CA/CC PARA MICRO-REDES HÍBRIDAS USANDO ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (PCA)

ITEM	DATOS	TÍTULO DEL ARTÍCULO	CITAS	TEMÁTICA			FORMULACIÓN DEL PROBLEMA FUNCIONES OBJETIVO				RESTRICCIONES DEL PROBLEMA			PROPUESTAS PARA RESOLVER EL PROBLEMA			SOLUCIÓN PROPUESTA			
				Micro-redes híbridas	Análisis de componentes principales	Detección de fallas	Convertidores de voltaje	Análisis de componentes principales para detectar fallas	Fallas de sensado	Detección de eventos de fallo únicos	Tipo de falla	Fallas de sensado en control local	Fallo en convertidores de voltaje	Métodos estadísticos	Análisis de componentes principales, análisis multivariable	Medidas estadísticas	Simulación de Micro-redes híbridas	Medición de variable eléctricas	Obtención de componentes principales	Cálculo de variables estadísticas
9	2020	MicroGrid Resilience-Oriented Scheduling: A Robust MISOCP Model	0	☒		☒				☒	☒	☒								
10	2015	Microgrid central controller development and hierarchical control implementation in the intelligent microgrid lab of Aalborg University	56	☒		☒				☒	☒	☒	☒					☒		
11	2020	Resilient control of multi-microgrids against false data injection attack	0	☒		☒	☒			☒		☒						☒	☒	
12	2020	Microgrid resilience: A holistic approach for assessing threats, identifying vulnerabilities, and designing corresponding mitigation strategies	11	☒		☒	☒			☒		☒								
13	2018	Localización de fallas en microredes eléctricas basado en un modelo Markoviano	5	☒				☒			☒	☒						☒	☒	
14	2020	Estudio comparativo de métodos de detección e identificación de fallas (FDI) de sensado sobre el Control Local de micro redes Electricas Híbridas AC/DC	0	☒		☒		☒	☒	☒	☒							☒	☒	
15	2020	Research of Early Warning of Failure with Load Tendency Based on Non-intrusive Load Monitoring in Microgrid	0	☒		☒	☒			☒		☒	☒					☒	☒	
16	2019	Artificial Intelligence Techniques for Fault Location and Detection in Distributed Generation Power Systems	2	☒		☒	☒			☒		☒	☒					☒	☒	
17	2019	Distributed Screening of Hijacking Attacks in DC Microgrids	9	☒		☒				☒		☒						☒		
18	2019	Cyber-physical microgrid components fault prognosis using electromagnetic sensors	4	☒		☒				☒		☒	☒					☒		

DETECCIÓN DE FALLAS DE SENSADO EN CONVERTIDORES CA/CC PARA MICRO-REDES HÍBRIDAS USANDO ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (PCA)

ITEM	DATOS	TÍTULO DEL ARTÍCULO	CITAS	TEMÁTICA				FORMULACIÓN DEL PROBLEMA FUNCIONES OBJETIVO				RESTRICCIONES DEL PROBLEMA			PROPUESTAS PARA RESOLVER EL PROBLEMA			SOLUCIÓN PROPUESTA					
				Micro-redes híbridas	Análisis de componentes principales	Detección de fallas	Convertidores de voltaje	Análisis de componentes principales para detectar fallas	Fallas de sensado	Detección de eventos de fallo únicos	Tipo de falla	Fallas de sensado en control local	Fallo en convertidores de voltaje	Métodos estadísticos	Análisis de componentes principales, análisis multivariable	Medidas estadísticas	Simulación de Micro-redes híbridas	Medición de variable eléctricas	Obtención de componentes principales	Cálculo de variables estadísticas	Comparación de variables estadísticas con caso base (varianza, scores, Hotelling)		
19	2019	Confiabilidad en microredes eléctricas AC/DC usando control robusto H_∞ y estrategias de tolerancia a fallas	2	☒		☒	☒				☒	☒					☒	☒					
20	2019	Estrategia activa de tolerancia a fallas para el control Buck-Boost de Micro-redes eléctricas en DC	2	☒		☒				☒	☒	☒					☒	☒					
21	2016	Estrategia de tolerancia a fallas por condiciones ambientales para IEDS en subestaciones de distribución	6			☒					☒	☒						☒					
22	2018	Mejoramiento de la fiabilidad en microredes mediante el control robusto de voltaje usando técnicas pasivas de tolerancia a fallos	6	☒		☒	☒				☒	☒					☒	☒					
23	2015	Modelización con Petri Net de una aplicación automática de diagnóstico y restauración de avería en sistema de distribución	6			☒				☒	☒	☒						☒					
24	2016	Reconfiguration Strategy for Fault Tolerance of Power Distribution Systems Using Petri Net	16			☒					☒	☒						☒					
25	2014	Multi-level PCA and its application in fault diagnosis	1	☒	☒	☒		☒			☒	☒	☒				☒	☒			☒	☒	☒
26	2010	Symmetrical pattern and PCA based framework for fault detection and classification in power systems	23	☒	☒	☒		☒			☒	☒	☒				☒	☒			☒	☒	☒
27	2003	Faults detection and isolation based on PCA: An industrial reheating furnace case study	12	☒	☒	☒		☒			☒	☒	☒				☒	☒			☒	☒	☒
28	2018	Wind Turbine Fault Detection and Identification Through PCA-Based Optimal Variable Selection	48	☒	☒	☒		☒			☒	☒					☒	☒			☒	☒	

DETECCIÓN DE FALLAS DE SENSADO EN CONVERTIDORES CA/CC PARA MICRO-REDES HÍBRIDAS USANDO ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (PCA)

ITEM	DATOS	TÍTULO DEL ARTÍCULO	CITAS	TEMÁTICA				FORMULACIÓN DEL PROBLEMA FUNCIONES OBJETIVO				RESTRICCIONES DEL PROBLEMA			PROPUESTAS PARA RESOLVER EL PROBLEMA			SOLUCIÓN PROPUESTA			
				Micro-redes híbridas	Análisis de componentes principales	Detección de fallas	Convertidores de voltaje	Análisis de componentes principales para detectar fallas	Fallas de sensado	Detección de eventos de fallo únicos	Tipo de falla	Fallas de sensado en control local	Fallo en convertidores de voltaje	Métodos estadísticos	Análisis de componentes principales, análisis multivariable	Medidas estadísticas	Simulación de Micro-redes híbridas	Medición de variable eléctricas	Obtención de componentes principales	Cálculo de variables estadísticas	Comparación de variables estadísticas con caso base (varianza, scores, Hotelling)
29	2016	Electrical contact failure detection based on dynamic resistance principle component analysis and RBF neural network	2	☒		☒			☒	☒	☒										
30	2013	The normalization PCA model and its application in fault detection of wind power generation system	2	☒	☒	☒		☒		☒	☒				☒	☒			☒	☒	☒
31	2013	Detection and visualization of power system disturbances using principal component analysis	34	☒	☒	☒		☒		☒	☒				☒	☒		☒	☒	☒	☒
32	2020	A novel strategy for dynamic identification in AC/DC microgrids based on ARX and Petri Nets	6	☒			☒				☒							☒			
33	2016	A novel method for connecting the PV unit to hybrid microgrid systems based on smart controlling structure	3	☒								☒					☒	☒			
34	2019	An ARX-Petri Nets algorithm for Active Identification of an AC / DC Microgrid Simulation	3	☒			☒										☒				
35	2015	Phase-lock loop of Grid-connected Voltage Source Converter under non-ideal grid condition	3	☒		☒	☒	☒	☒	☒	☒	☒	☒				☒				
36	2008	New technologies of Voltage Source Converter (VSC) for HVDC transmission system based on VSC	203	☒		☒	☒						☒				☒	☒			
37	2015	Synchronous generator emulation control strategy for voltage source converter (VSC) stations	262	☒		☒	☒						☒				☒	☒			

DETECCIÓN DE FALLAS DE SENSADO EN CONVERTIDORES CA/CC PARA MICRO-REDES HÍBRIDAS USANDO ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (PCA)

ITEM	DATOS	TÍTULO DEL ARTÍCULO	CITAS	TEMÁTICA				FORMULACIÓN DEL PROBLEMA FUNCIONES OBJETIVO				RESTRICCIONES DEL PROBLEMA			PROPUESTAS PARA RESOLVER EL PROBLEMA			SOLUCIÓN PROPUESTA			
				Micro-redes híbridas	Análisis de componentes principales	Detección de fallas	Convertidores de voltaje	Análisis de componentes principales para detectar fallas	Fallas de sensado	Detección de eventos de fallo únicos	Tipo de falla	Fallas de sensado en control local	Fallo en convertidores de voltaje	Métodos estadísticos	Análisis de componentes principales, análisis multivariable	Medidas estadísticas	Simulación de Micro-redes híbridas	Medición de variable eléctricas	Obtención de componentes principales	Cálculo de variables estadísticas	Comparación de variables estadísticas con caso base (varianza, scores, Hotelling)
38	2019	The fault detection method of islanded microgrid with the V/f controlled distributed generation	2	☒		☒			☒	☒	☒	☒	☒			☒	☒				
39	2021	Nonlinear and additive principal component analysis for functional data	6	☒	☒	☒		☒		☒	☒				☒	☒	☒	☒	☒	☒	
40	2020	Principal component analysis (PCA) based hybrid models for the accurate estimation of reservoir water saturation	2	☒	☒	☒		☒		☒	☒				☒	☒	☒	☒	☒	☒	
41	2012	Principal components analysis based fault detection and isolation for electronic throttle control system	2	☒	☒	☒		☒		☒	☒				☒	☒		☒	☒		
42	2011	Two Dimensional Principal Component Analysis based Independent Component Analysis for face recognition	25		☒	☒		☒							☒				☒		
43	2006	Tratamiento de datos	57		☒			☒						☒	☒	☒			☒	☒	
44	2019	Sensor fault detection using a new online reduced rank kernel PCA for monitoring an air quality monitoring network	0		☒			☒						☒	☒	☒			☒	☒	
45	2020	Hybrid AC/DC microgrid (HMG) test system simulation	2	☒			☒										☒	☒			
				38	12	34	17	15	17	21	32	11	10	2	12	11	20	29	13	10	9

10 Resumen de Indicadores

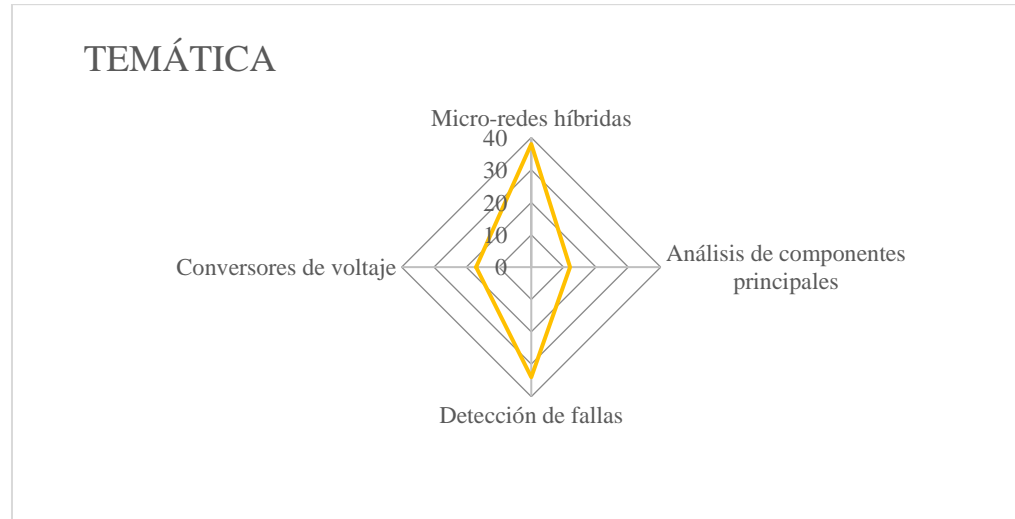


Figura 32. Resumen e indicador de la temática - Estado del arte

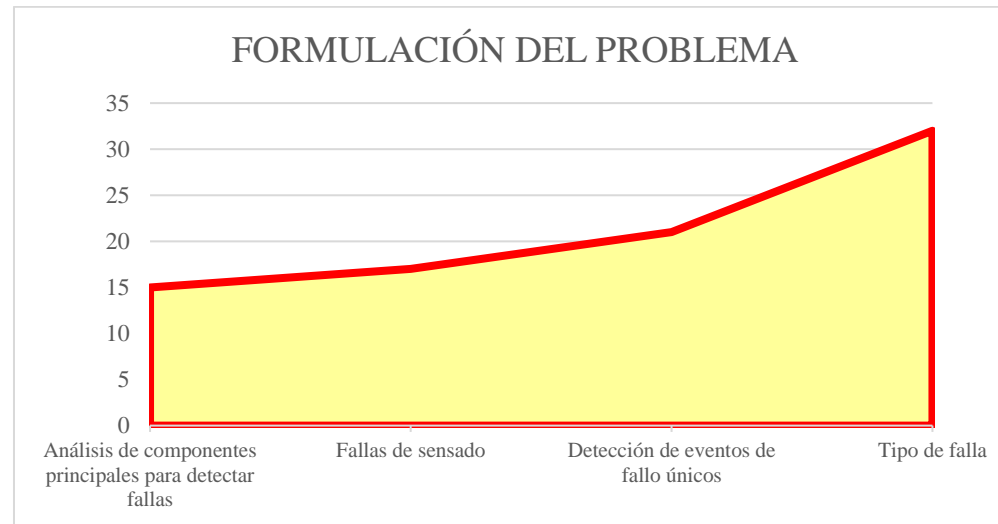


Figura 33. Indicador de formulación del problema - Estado del arte

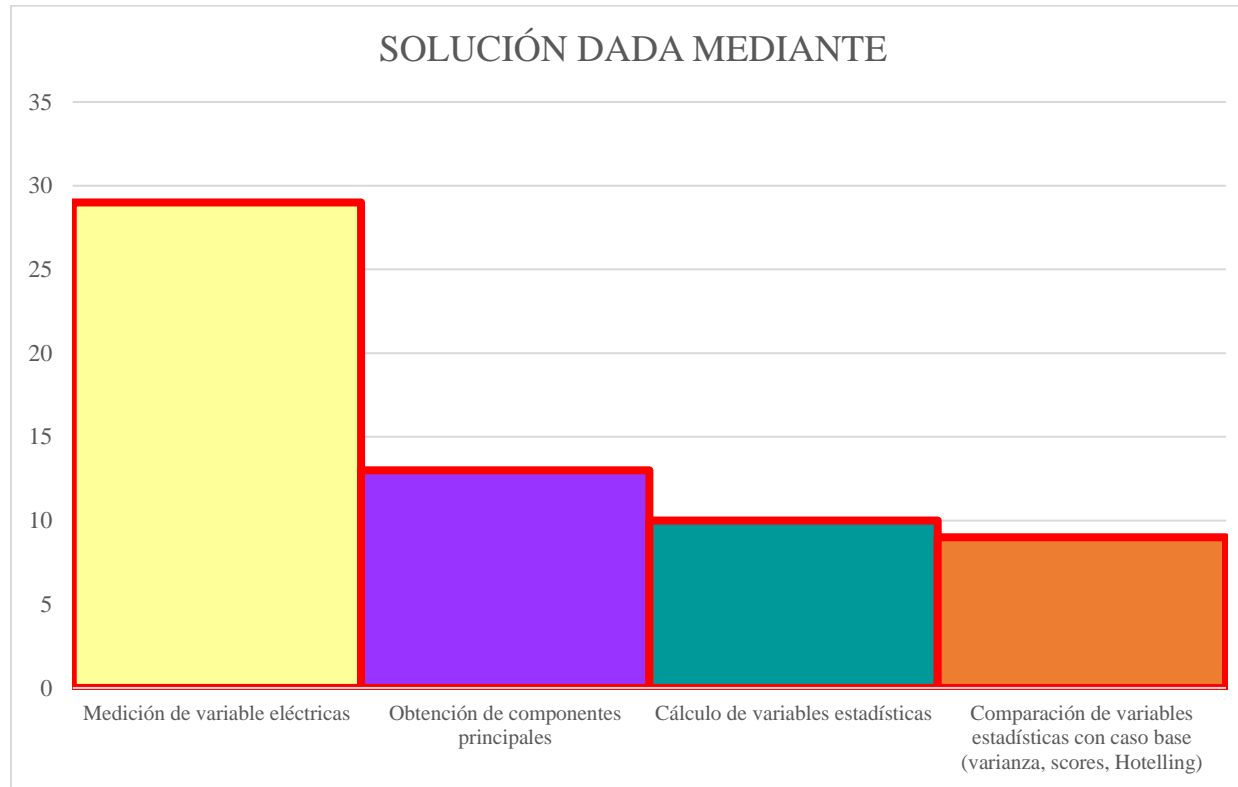


Figura 34. Indicador de solución - Estado del arte