



PROGRAMACIÓN DE RECURSOS PARA REPARACIÓN DE COMPONENTES EN UN SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA USANDO CONTROL ÓPTIMO

JAIRO ALBERTO VILLEGAS FLÓREZ

Universidad Tecnológica de Pereira
Doctorado en Ingeniería - Línea Producción
Facultad de Ingenierías: Eléctrica, Electrónica, Física y Ciencias de la Computación
Pereira, Colombia
Junio de 2020

PROGRAMACION DE RECURSOS PARA REPARACION DE COMPONENTES EN UN SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA USANDO CONTROL ÓPTIMO

JAIRO ALBERTO VILLEGAS FLÓREZ

Tesis presentada como requisito parcial para optar al título de:
Doctor en Ingeniería

Director:
(Ph.D.) Eduardo Giraldo Suárez

Línea de Investigación:
Control óptimo
Grupo de Investigación:
Control Automático

Universidad Tecnológica de Pereira
Doctorado en Ingeniería - Línea Automática
Facultad de Ingenierías: Eléctrica, Electrónica, Física y Ciencias de la Computación
Pereira, Colombia
Junio de 2020

Dedicatoria

Este trabajo está dedicado especialmente a mi familia, a mi esposa Jeimy que nunca dejó que me rindiera, incluso cuando yo ya no podía más ella me aliento a continuar en este difícil logro, a mi hijo Juan Martín que es mi razón de continuar adelante, adicional una dedicación a mis padres Jairo e Isabel quienes que fueron fundamentales en mi crecimiento y desarrollo personal, pues con sus enseñanzas me ayudaron a ser mejor cada día.

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar a mi amada familia, mi esposa Jeimy y mi hijo Juan Martín que han sido mi apoyo en este difícil camino

A mi director Eduardo Giraldo Suarez, por ayudarme a culminar un logro más en mi vida, su atención, dedicación y enseñanza, hicieron esto posible.

Y por último a Dios, por permitirme vivir y cumplir este sueño.

RESUMEN

Esta investigación está orientada a la implementación de un modelo de control óptimo multi-objetivo basado en tres parámetros α , β y θ , donde el primer parámetro modela la dinámica implícita de las fallas y los otros dos son los que permiten realizar la optimización en la asignación de recursos, para atención y reparación de las fallas al interior de un Sistema de Distribución de Energía Eléctrica.

Adicional el modelo se validó con datos reales mediante una metodología que define la función objetivo teniendo en cuenta los siguientes factores como: la ubicación de los puntos de falla, el tipo de falla, el tipo de grupo de trabajo que atiende la falla y la disponibilidad de los mismos para el modelo de atención. Adicional el modelamiento de las fallas se lleva a cabo por medio de un proceso de Markov de estado discreto (falla o no falla), en intervalos de tiempo de 24 horas, 48 horas, 72 horas, en general de cualquier número de horas y en cualquier número de puntos de falla n .

Palabras claves. Asignación, Control Óptimo, Estado Discreto, Función Objetivo, Proceso de Markov, Recursos, Sistema de Distribución de Energía Eléctrica,

ABSTRACT

This research is aimed at the implementation of a multi-objective optimal control model based on three parameters α , β and θ , where the first parameter models the implicit dynamics of fails and the other two they are the ones that allow optimization in the allocation of resources, for attention and repair of fails within an Electric Power Distribution System.

Additionally, the model was validated with real data through a methodology that defines the objective function taking into account the following factors such as: the location of the points of fail, the type of fail, the type of work group that addresses the fail and availability of them for the attention model. Additional modeling of fails is carried out through a discrete state Markov process (fail or not fail), in time intervals of 24 hours, 48 hours, 72 hours, in general of any number of hours and at any number of points of failure n .

Key Words: Allocation, Discrete State, Electric Power Distribution System, Markov Process, Objective Function, Optimal Control, Resources

Índice general

INTRODUCCIÓN	xii
1. MARCO DE REFERENCIA	1
1.1. ESTADO DEL ARTE	2
1.1.1. DESDE EL PUNTO DE VISTA DE OCURRENCIA DE LAS FALLAS	2
1.1.2. DESDE EL PUNTO DE VISTA DEL TAMAÑO ÓPTIMO DE LA CUADRILLA	3
1.1.3. DESDE EL PUNTO DE VISTA DE MODELOS RUTEAMIENTO	3
1.1.4. CONTROL ÓPTIMO	7
2. MODELO ESTÁTICO	12
2.1. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA EN LA FORMA ESTÁTICA	14
2.2. DESCRIPCIÓN DEL MODELO PROPUESTO	16
2.3. RESULTADOS CON TÉCNICAS EXACTAS	18
2.4. HEURÍSTICA ESTOCÁSTICA K-OPT	24
2.4.1. PROCEDIMIENTO HEURÍSTICA K- OPT	24
2.5. METAHEURÍSTICA PROPUESTAS	25
2.5.1. ALGORITMO RECOCIDO SIMULADO	25
2.5.2. MODELO DEL ALGORITMO RECOCIDO SIMULADO	27
2.5.3. COMPLEJIDAD COMPUTACIONAL	27
2.5.4. ALGORITMO GENÉTICO	27
2.5.5. MODELO ALGORITMO GENÉTICO	28

2.5.6.	IMPLEMENTACIÓN DE TÉCNICAS GA	29
2.5.7.	RESULTADOS OBTENIDOS CON LA HEURÍSTICA K-OPT, ALGORITMO GENÉTICO Y RECOCIDO SIMULADO	30
2.5.8.	COMPARACIÓN ENTRE TÉCNICAS EXACTAS Y LA METAHEURÍSTICA RECOCIDO SIMULADO	31
2.6.	CONCLUSIONES	35
3.	CONTROL ÓPTIMO DE ACCIÓN REACTIVA	37
3.1.	DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA EN LA FORMA DINÁMICA	37
3.2.	MÉTODO DE SOLUCIÓN	39
3.2.1.	PRUEBAS ESTADÍSTICAS DE AJUSTE DE DATOS	39
3.3.	MÉTODO DE SIMULACIÓN	40
3.4.	ENFOQUE DE CONTROL ÓPTIMO	42
3.5.	RESULTADOS	43
3.6.	CONCLUSIONES	45
4.	CONTROL ÓPTIMO DINÁMICO	46
4.1.	PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	46
4.1.1.	MODELO DINÁMICO PROPUESTO	49
4.1.2.	MODELO DE CONTROL ÓPTIMO MULTI-OBJETIVO	50
4.2.	RESULTADOS y DISCUSIÓN	51
4.2.1.	RESULTADOS DE SIMULACIÓN PARA APARICIÓN DE FALLAS Y PROBABILIDAD DE OPERACIÓN	51
4.2.2.	RESULTADOS FUNCIÓN OBJETIVO	60
4.3.	CONCLUSIONES	66
5.	CONCLUSIONES	67
5.1.	CONCLUSIONES FINALES	67
5.2.	RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS	68
5.3.	DISCUSIÓN ACADÉMICA	69

Índice de figuras

1.1. Operador 2_opt algoritmo ACO	5
2.1. Esquema de un sistema eléctrico de distribución	12
2.2. Solución gráfica para la instancia VRP_n20_k4_1	21
2.3. Solución gráfica para la instancia VRP_n20_k4_4	22
2.4. Solución gráfica para la instancia VRP_n20_k4_5	23
3.1. Diagrama de Bloques Modelo Dinámico	38
4.1. Simulación para 30 puntos de falla, durante un período de 48 horas usando un $\Delta t = 0,25$ horas, con su respectivo grupo de trabajo óptimo	52
4.2. Segmento de 30 muestras de la figura 4.1 donde se muestra el grupo de trabajo o cuadrilla óptima (señal de control $u[k]$) para cada falla ocurrida en la muestra k	52
4.3. Segmento de 30 muestras de la figura 4.1 donde se muestra el grupo de trabajo o cuadrilla óptima (señal de control $u[k]$) para cada falla ocurrida en la muestra k y el valor absoluto del error $ r[k] - y[k] $	53
4.4. Histograma para el número de fallas atendido por cada grupo de trabajo	54
4.5. Probabilidad de operación para cada falla atendida	55
4.6. Simulación para 30 puntos de falla, durante un período de 72 horas usando un $\Delta t = 0,25$ horas, con su respectivo grupo de trabajo óptimo	56
4.7. Segmento de 50 muestras de la figura 4.6 donde se muestra la cuadrilla óptima (señal de control $u[k]$) para cada falla ocurrida en la muestra k	57
4.8. Histograma para el número de fallas atendido por cada grupo de trabajo	58
4.9. Probabilidad de operación para cada falla atendida	59
4.10. Función Objetivo para simulación de 30 nodos y 48 horas	61

4.11. Función Objetivo para simulación de 30 nodos y 72 horas	62
4.12. Tasa media de reparación para la simulation de 30 nodos y 48 horas . .	63
4.13. Tasa media de reparación para la simulation de 30 nodos y 72 horas . .	64
4.14. Probabilidad de mejora para una falla	65

Índice de cuadros

1.1. Cuadro Contribuciones Tesis	10
2.1. Instancias Corridas	19
2.2. Resultados Instancias Augerat e Instancias Propias	19
2.3. Instancias de Augerat	30
2.4. Instancias Propias	31
2.5. Comparación de resultados entre Algoritmo Genético y Recocido Simulado	32
2.6. Resultados Instancias Corridas	33
2.7. Resultados Instancias Propias	34
3.1. Pruebas estadísticas	43
3.2. Pruebas de bondad y ajuste de los datos diferentes distribuciones de probabilidad	43
3.3. Resultados de simulación	44

INTRODUCCIÓN

La sociedad actual es totalmente dependiente de los recursos energéticos, de hecho, no se concibe una visión moderna ni futurista sin la participación de la energía en sus diferentes formas p.e. la electricidad; dispositivos como la radio, la televisión, las computadoras y la gran cantidad de medios en la era de la información, que han jugado un papel importante en el desarrollo dependen para su operación e incluso para su existencia, de la electricidad [1]. Debido a esta razón en los análisis de confiabilidad de sistemas eléctricos la atención de las fallas, su modelamiento y las medidas para reducirlas son de vital importancia; en la literatura se puede encontrar trabajos acerca de los modelos de reparación como los expuestos en [2], [3], [4], [5], donde explican la forma de ocurrencia de las fallas e incluso llegan hasta plantear modelos de reparación basados en ordenes de servicio, pero en ningún caso se habla de alguna forma de optimización para que dichas ordenes sean atendidas, en [6] se propone un modelo de fallas donde la función de probabilidad relaciona la fuerza y la tensión usando la teoría del “strength-stress”, esto con el objetivo de observar las fallas en los transformadores producidos por la humedad, pero nuevamente solo hablan de fallas, no de atención de las mismas. De ahí que se concluye que todos los anteriores trabajos hablan sobre el modelamiento de las fallas ocurridas, pero no hablan de metodologías que optimicen los recursos para mejorar o disminuir los tiempos de indisponibilidad del servicio.

Es por eso que partiendo de esta necesidad se propone desarrollar un modelo que permita, ya sea después de la aparición de las fallas o a medida que estas se produzcan, establecer en forma eficiente el envío de los recursos (cuadrillas) con las cuales cuenta la empresa para las reparaciones de dichas fallas de tal manera que se mejore el servicio prestado y se reduzcan los costos de operación dentro de un sistema de distribución de energía eléctrica. Es en este apartado, el del envío de recursos donde se vuelve de vital importancia la forma de solucionar dicho problema, uno muy estudiado en la literatura de investigación de operaciones es: “El Problema de Ruteo de Vehículos” [7] y [8]. La solución de este tipo de problemas es trascendental dado que se trata de un problema NP-Completo, tal como se describe en [8]. Por ello encontrar la caracterización apropiada y optimizar el envío de los distintos equipos de trabajos para reparar cada una de las fallas que puedan surgir dentro de un sistema de distribución de energía, es parte del problema que compete a esta investigación.

Ante esta tipo de problemas surgen algunos modelos como alternativa de solución una opción idónea para este tipo de problema, es el OVRP un ejemplo se puede ver en [9]

y [10], este problema es igual al problema de ruteo de vehículos VRP con la diferencia que existe una no-restricción de que los vehículos no deben volver a la central de origen tras realizar el servicio para el cual fueron requeridos, por eso lo nombramos ya que en nuestro caso los clientes a atender son las fallas ocurridas en el sistema, para después rutear los equipos de trabajo a las fallas ocurridas de acuerdo a un criterio escogido como puede ser el tiempo de atención, la distancia, etc. También es aplicable el MDVRP [11], el cual es un problema de ruteo de vehículos con múltiples depósitos, en este caso se deben asignar primero los depósitos de forma óptima, para nuestro caso los depósitos serían los centros de atención desde donde se despacharían los equipos de trabajo y posteriormente se busca la forma de rutear los equipos de trabajo o cuadrillas de forma óptima hacia las fallas ocurridas, una aplicación de localización de depósitos bien referenciada en donde además de buscar la mejor ruta usando un VRP, también se busca la mejor localización de los depósitos o centros desde donde se despachan los recursos se encuentra en [12].

Pero no solo el enfoque de ruteamiento de vehículos se puede aplicar a este problema, también se puede estudiar desde el punto de vista del control óptimo, donde lo que se busca, es resolver problemas dinámicos de naturaleza muy variada, que dependen del tiempo y que pueden ser controlados por las decisiones de un agente planificador que toma las decisiones, de acuerdo a una función de costo que minimice una característica que se quiere controlar [13]. Es de reconocer que el planteamiento de una metodología de control óptimo para la asistencia a las fallas que ocurren al interior de un sistema de distribución de energía eléctrica, es un problema que se puede trabajar desde un enfoque de control óptimo pues allí también se permite minimizar los recursos que se utilizan para tal fin mediante el uso de restricciones de tiempos de reparación y tiempos desplazamiento que finalmente se traducen en reducción de costos y aumentos en la confiabilidad del servicio por parte de los usuarios.

Es por eso que en esta investigación se busca dar respuesta a la siguiente pregunta: ¿cómo asignar con alguno criterio de optimización el grupo de trabajo más idóneo para reparar las fallas que aparecen dentro de un sistema de distribución de energía eléctrica, de manera que se minimicen los tiempos de reparación y de desplazamiento?.

Debido a lo anterior es que se puede ver que, tanto los estudios de control como los de confiabilidad son enfoques probabilísticos que deben estar soportados en la observación y la documentación del sistema o proceso bajo estudio, de tal forma que se realice un análisis de los datos para determinar el modelo al que se ajustan, algunas de las técnicas más usadas son las pruebas de bondad de ajuste, los procesos de Márkov y la simulación de Monte Carlo [14], [15].

JUSTIFICACIÓN

Los sistemas eléctricos son parte trascendental en la economía de todo país, por lo cual, es necesario trabajar en los métodos para el análisis de su confiabilidad, es decir, la

continuidad del servicio que brindan a sus usuarios.

El propósito de este trabajo es presentar una herramienta que ayude en la optimización de la asignación de recursos para minimizar tiempos de reparación y tiempos de desplazamiento a las fallas ocurridas en un sistema de distribución de energía eléctrica, una de las formas en la cual se puede lograr la minimización de los tiempos de reparación es mediante la ubicación óptima de las cuadrillas de reparación y con la estimación de su número óptimo por zona de mantenimiento [16]. Un aspecto importante a tener en cuenta es que estos análisis tienen mayor aplicabilidad en sistemas de distribución como se explica en [4], esto debido a que es allí donde se deben manejar altos niveles de confiabilidad y bajos tiempo de reparación, por eso todos los análisis están centrados casi siempre en la reducción de los tiempos de reparación, pero no en optimizar la secuencia del arreglo de las mismas.

El análisis propuesto en este estudio también es aplicable a otros sistemas reparables como: acueductos, sistemas de televisión por cable, sistemas de Internet por banda ancha, incluso se puede replicar a problemas de despacho como: un sistema de despacho de taxis o a un centro de distribución de servicios y productos.

OBJETIVOS

OBJETIVO GENERALE

Plantear un modelo de control óptimo que tome en consideración todas las posibles anomalías que se pueden presentar al interior de un sistema de distribución de energía eléctrica y así poder atender las fallas ocurridas, para mejorar la confiabilidad del mismo.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Evaluar el comportamiento de las fallas en un sistema de distribución de energía eléctrica, para así determinar su modelo dinámico.
- Encontrar una función de costo multiobjetivo que describa la forma en que se atienden las fallas dentro un sistema de distribución de energía eléctrica, teniendo en cuenta tiempos de desplazamiento y tiempos de reparación.
- Determinar el método de control óptimo adecuado que permita la optimización de la función de costo establecida.

CONTRIBUCIONES

En el capítulo 2 se presenta un aporte a la solución del modelo desde un punto de vista estático en las fallas, es decir, las mismas ya ocurrieron, pero el ruteo de los grupos de trabajo no se hace hasta después de ocurridas varias fallas. El objetivo era minimizar la distancia recorrida hasta al punto de ocurrencia de la falla teniendo en cuenta la prioridad de la misma, un artículo publicado sobre esta temática con fecha de julio de 2019 se puede ver en la revista Journal of Computational Science volumen 35 [17].

- A. A. Agudelo-Zapata, E. Giraldo and J. A. Villegas-Florez, “Application of VRP techniques to the allocation of resources in an electric power distribution system,” Journal of Computational Science, Vol. 35, pp. 102 – 109, 2019.

En el capítulo 3 se hace referencia a un modelo de control con tasas de falla (λ) y de reparación (μ) constantes, en esta ponencia la solución es la asignación del grupo de trabajo más idoneo, a medida que las fallas se van sucediendo, aplicando un modelo de control óptimo que minimizaba la distancia de desplazamiento y la tasa de reparación. Este aporte se publicó en el Congreso Latinoamericano de Investigación de Operaciones en la ciudad de Lima en septiembre de 2018 [18].

- J. A. Villegas-Florez, B. Hernandez, and E. Giraldo, “Atencion de fallas en sistemas de distribucion de energia electrica: Un enfoque de control optimo,” in: CLAIO 2018, XIX Latin-Iberoamerican Conference on Operations Research, 2018.

En el capítulo 4 se propone un modelo dinamico con tasas de falla (λ) y reparación (μ) variables, con funciones de probabilidad f_1 y f_2 para las tasas de desplazamiento y reparación y con una función de costo multi-objetivo que asigna usando un modelo de control óptimo, el grupo de trabajo más idoneo, aplicando una heurística exhaustiva que maximiza la probabilidad de operación. Este artículo está aprobado para publicación en la revista Journal Engineering Letters y que actualmente esta en evaluación.

- “Multi-objective Optimal Control of Resources Applied to an Electric Power Distribution System”, Journal Engineering Letters

Capítulo 1

MARCO DE REFERENCIA

Como ya se mencionó anteriormente los componentes de un sistema de distribución eléctrica son susceptibles de daños; todas estas fallas ocurren en distintos lugares, a diferentes horas y con diferente probabilidad, por lo que no se pueden atender todos al mismo tiempo, así que se debe buscar la forma de atender todos estos daños de manera rápida y eficaz, tanto en función del tiempo como en función del personal.

Entre las formas de solución de este problema se encuentran metodologías que van desde la ubicación óptima de la cuadrilla dentro del terreno hasta saber cuál es el tamaño ideal de la misma, algunos estudios se han enfocado en resolver problemas de ruteo de vehículo encontrando la ruta óptima para ir desde un punto i hasta un punto j , también han resuelto problemas de ruteo y recolección de producto en un mismo recorrido. Pero muy pocos han resuelto de manera óptima los dos problemas, tal vez de los pocos trabajos que han propuesto la solución de este problema se encuentra en [19], este trabajo plantea la solución del problema de suspensión y reconexión del servicio de energía por zonas en toda la ciudad usando un modelo de optimización de ruteo basado en el VRP.

La metodología que se propone en este trabajo es la forma “óptima” desde donde deben partir los recursos (cuadrillas) de reparación y posteriormente la ruta óptima que se debe recorrer para atender las fallas en una zona determinada en el menor tiempo posible. El inconveniente que se puede ver en [19] es que se estaría dando solución desde el punto de vista estático, o sea que se debe esperar que ocurran todas las fallas, para que estas después sean atendidas, pero y si se pudiera encontrar una forma que optimice los recursos en forma dinámica, es decir una vez ocurrida la falla enviar el recurso o los recursos que solucionen el problema?.

1.1. ESTADO DEL ARTE

1.1.1. DESDE EL PUNTO DE VISTA DE OCURRENCIA DE LAS FALLAS

En una primera instancia, hay que asesorarse de los elementos matemáticos que existen para poder plantear un modelo que permita crear una ruta óptima de tal forma que recorra las fallas al interior del sistema, ya sea minimizando tiempo o distancia. Se puede empezar por el modelo planteado en [1], el cual es conocido como Procesos Estocásticos Puntuales (SPP), donde se plantea que las fallas ocurren de manera aleatoria de acuerdo a una función de densidad de probabilidad, pero no presenta una metodología óptima de atención a las fallas. Otra aplicación que incluye reparación de componentes de un sistema eléctrico se puede ver en [3], pero al igual que en [2] solo se enfocan en la ocurrencia de las fallas y en los tiempos de reparación, también muestran como es evaluada la confiabilidad de los sistemas de distribución en cuanto a los tiempos de falla y de reparación y se explica como siempre se asume que estos se comportan de forma exponencial lo cual no siempre es cierto. Esto se comprobó usando datos reales para los tiempos de falla de 46 sistemas de distribución, en donde en el 50% de los casos la distribución Exponencial se ajustó al comportamiento de los tiempos de reparación, pero en el 100% de los casos la distribución que mejor se comporto fue la Log-Normal.

Continuando con aplicaciones de los SPP en sistemas eléctricos, se ve en [4], una metodología que usando teoría de colas, modela la aparición de fallas en los componentes de un sistema eléctrico de distribución de energía eléctrica, en donde la entrada son las fallas en los componentes las cuales interrumpen el servicio y deben ser reparadas por cuadrillas y la salida son las reconexiones efectuadas. Según este estudio, el desempeño de los procesos de reparación depende de la cantidad y calidad de los recursos que se tengan y de la logística usada, ya que los recursos son limitados y tienen que ser cuidadosamente programados para que tengan un buen desempeño y así obtener unos tiempos fuera de servicio que no comprometan la confiabilidad del sistema.

Otra aplicación de SPP en sistemas eléctricos, se presenta en [5]; allí se puede ver como usando teoría de colas se simulan los procesos de fallas de un sistema eléctrico de distribución, en donde la entrada al modelo son las fallas que producen interrupción en el servicio y las salidas son las reparaciones efectuadas por los recursos de reparación (cuadrillas).

La diferencia entre [3] y [4], es que mientras en el primero las fallas y las reparaciones son en los componentes de un sistema eléctrico de distribución en una zona determinada, en el segundo son aleatorias de las fallas en cualquier zona del sistema eléctrico.

Otro aplicación de SPP, pero esta vez haciendo referencia a subestaciones eléctricas se puede ver en [14], este artículo usa los SPP combinándolos con una simulación Monte Carlo para modelar las fallas y calcular los índices de confiabilidad en dichas subestaciones, ya que estas son muy importantes en cualquier sistema de distribución

de energía eléctrica y una falla puede producir daños en muchos componentes, lo cual es desastroso para un sistema eléctrico interconectado como los que se ven en nuestro país.

1.1.2. DESDE EL PUNTO DE VISTA DEL TAMAÑO ÓPTIMO DE LA CUADRILLA

Los conceptos explicados en [4], [5] y [14] parten del supuesto que las ocurrencias de las fallas se suceden de manera estocástica en cualquier lugar del sistema y luego los recursos son enviados para su reparación de acuerdo a órdenes de servicio emitidas por el centro de control. Con lo descrito anteriormente podemos ver estudios que trabajan en la ocurrencia de las fallas en un sistema de distribución de energía, pero no hay evidencia que en los mismos se haya trabajado la logística que optimice el despacho de los recursos y la ubicación de los centros de despacho, estudios como el presentado en [19] y [20] hablan acerca del tamaño óptimo de la cuadrilla y este es calculado a través de un modelo de simulación, pero en ningún momento especifican si el despacho a los distintos lugares de trabajo se hace de manera óptima, adicional en [19], hablan de la implementación de un problema de ruteo de vehículos para optimizar la reconexión. En [13] se observa una propuesta para asignación de cuadrillas, donde se consideran restricciones tanto técnicas como económicas para poder determinar la ubicación óptima. Otro estudio que habla de ubicación y localización de las cuadrillas o equipos de trabajo se puede ver en [21].

Del problema que se quiere solucionar una de las metodologías que más se han utilizado, se puede ver en [22] allí se busca como objetivo principal ubicar las cuadrillas de reparación de forma óptima para garantizar la continuidad y la calidad del servicio de distribución y comercialización de la energía eléctrica. En el artículo anterior se analizó lo referente a las cuadrillas y a su mejor ubicación, lo que se pretende proponer desde esta tesis es saber cuál es “la mejor ruta” que permita asignar el orden de reparación de las fallas (nodos), reduciendo los tiempos de desplazamiento usando una aplicación como puede ser el agente viajero (TSP) o un problema de ruteo de vehículos (VRP) que optimice los recursos disponibles para la atención de las mismas, o también se puede trabajar el problema desde el punto de vista dinámico, donde a medida que ocurre la falla, se asigna un recurso que la repare, si se habla de reparación, el tiempo de respuesta y el tiempo de reparación pueden ser opciones que se buscan minimizar, lo cual haría del problema un problema multi-objetivo de control, un ejemplo se puede ver en [23], por lo cual para el caso que nos compete una metodología de control es posible para encontrar la mejor forma de asignación de cuadrillas o equipos de trabajo a los eventos ocurridos.

1.1.3. DESDE EL PUNTO DE VISTA DE MODELOS RUTEAMIENTO

El problema del agente viajero (TSP) [24], [25] y el problema del ruteo de vehículos [8], son dos de los problemas más estudiados en la parte de Investigación de Operaciones,

debido a su aplicabilidad en las diferentes áreas. El primero de estos problemas se centra en la siguiente premisa: Un agente debe visitar n ciudades, partiendo de un origen, entrar a cada una de las n ciudades y volver al lugar de partida, respetando las siguientes condiciones: solo se puede entrar una sola vez a cada ciudad, no se puede repetir ciudad y el recorrido por todas las ciudades debe ser buscando la ruta más corta, el inconveniente de atacar el problema desde este punto de vista, equivaldría a tener que esperar que ocurran todas las fallas del día, para después poder atenderlas, lo cual no es ni eficiente y mucho menos óptimo .

Otra forma de atacar el problema, sería verlo como un problema Ruteamiento de Vehículos (VRP), el cual es una variante del agente viajero (TSP), con la diferencia que la persona o vehículo que recorra la ruta tiene una capacidad limitada de almacenamiento y por ello debe buscar el camino más corto en cada ruta y luego volver a su lugar de origen que en este caso se llama depósito, es por eso que en un VRP se puede dar el caso que se tengan que resolver varios TSP's.

Pero nuevamente aparece el inconveniente de tener que esperar que aparezcan las fallas en el sistema, para así poder despachar las cuadrillas o equipos de reparación a que se encarguen de las mismas.

Para mirar más a fondo técnicas de solución que sean aplicables al problema que se quiere resolver, se puede empezar por una descripción de las variantes del problema y de sus técnicas de solución como la que hay en [7], donde se parte de una descripción básica del problema de ruteo de vehículos, para luego ir agregando complejidad explicando cada una de sus variaciones con sus técnicas respectivas de solución empezando por los métodos exactos pasando por las heurísticas y adentrándose en las técnicas metaheurísticas como los algoritmos evolutivos hasta los de búsqueda.

Un ejemplo donde se resuelve un problema tipo NP-Hard usando metaheurísticas se ve en [15] donde se da solución al problema del Agente Viajero (TSP) usando una variante del método de colonia de hormigas (ACO) llamado Ant Colony System (ACS) aquí se presenta una variante de la metaheurística Ant Colony Optimization (ACO) o Colonia de Hormigas, para resolver el problema del agente viajero complementándola con una herramienta para eliminar los cruces entre vértices llamada 2-opt. Una variante que se maneja del TSP es que este puede ser tanto simétrico como asimétrico, es decir, la distancia $d_{ij} = d_{ji}$ o $d_{ij} \neq d_{ji}$, también se dijo que este problema era de una complejidad computacional NP-Hard, lo que significa que, si se incrementa el número de ciudades en forma lineal, el tiempo de solución crece exponencialmente. El objetivo del operador 2-opt es aplicar un criterio para eliminar los cruces encontrados dentro de un tour generado por el ACS, con el objetivo de buscar una solución de menor costo, para encontrar dicha solución el algoritmo propuesto debe iterar hasta que no sea posible encontrar una solución de menor costo.

La siguiente figura 1.1 muestra la forma en que opera la herramienta 2-opt

La solución generada por el ACS nos entrega un subtour como el que se aprecia en la figura 1.1 en el lado izquierdo (Fig 1.1a), es decir, el camino desde A hasta D tiene

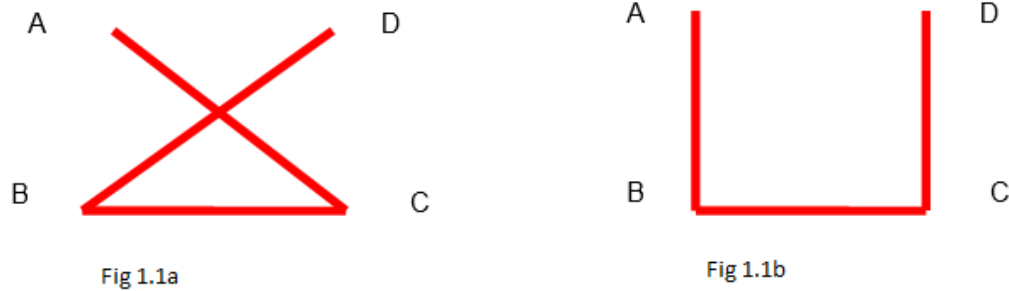


Figura 1.1: Operador 2_opt algoritmo ACO

dos cruces entre los puntos AC y BD, lo ideal sería tener un recorrido como el del lado derecho (Fig 1.1b) ABCD, lo que hace el operador 2-opt es romper los cruce AC y BD por AB y BC.

Otra forma de solucionar el problema del (VRP) se puede ver en [10] donde se propone un algoritmo genético (GA) para resolver las instancias de mayor tamaño existentes en el problema de ruteo de vehículos (VRP). Para resolverlo proponen dos modelos, un algoritmo genético propuesto en islas, donde al interior de cada isla se ejecuta un algoritmo genético celular (cGA) a este algoritmo lo llaman (PEGA), el cual se ejecuta en una plataforma grid con más de 100 computadores para reducir los tiempos de ejecución. En este trabajo proponen para la solución del problema del VRP un algoritmo genético celular (cGA) que busca resolver al interior de unos puntos o clientes que llaman islas un algoritmo genético celular, usando una técnica de paralelización de la población, el cual consiste en hacer evolucionar cada población de forma independiente y luego cada determinado tiempo se intercambiara información entre los distintos cGA (migración).

Un algoritmo genético celular es un algoritmo en el cual la población está descentralizada de forma que los individuos están en forma de malla toroidal que solo permite la interacción de los individuos con sus vecinos más cercanos. De esta manera se mantiene un equilibrio entre explotación y exploración, el cual permite al algoritmo resolver instancias complejas del VRP. Si bien lo que se ha expuesto aquí son formas de resolver el problema de enrutamiento de vehículos, no siempre es el modelo más adecuado, ya que pueden existir variaciones al problema como se puede observar en [7] y [8] donde los autores nos describen todas las variantes posibles del VRP desde su origen en el TSP hasta problemas de logística inversa y problemas con restricciones de ventanas de tiempo. Una variación del problema que se podría aplicar a nuestro caso es un modelo OVRP, el cual es una derivación del VRP una descripción del problema se muestra en [9] y [26], donde explican que el problema OVRP es un modelo derivado del VRP, con la diferencia que en el OVRP los vehículos no deben volver a su lugar de origen como si ocurre con el VRP y que los recorridos no son ciclos hamiltonianos, sino redes hamiltonianas.

Otra variante del VRP es aquella donde se incorporen ventanas de tiempo para atender la demanda el MDVRPTW, es un problema bastante característico de este enfoque y una aplicación del problema se pueden ver en [27]. La diferencia que hay entre el problema de [27] y el planteado en este trabajo, es que para ellos las demandas a atender son urgencias médicas que se atienden con tres tipos de vehículos (TAM, TAB y un VC) y que además dichas demandas se generan por la urgencia de una persona en un lugar predeterminado, en esta investigación las demandas serán fallas en un sistema eléctrico y dichas fallas se pueden generar en cualquier lugar sin saberse de antemano su ubicación.

Otros ejemplos de metaheurísticas aplicadas a problemas de ruteo de vehículos son los que se pueden ver en [28] y [29], en [30] usan un Algoritmo Genético donde además del proceso tradicional de evolución proponen adicionar una heurística al proceso de mutación y cruzamiento para afinar mejor la solución y llegar a resultados más cercanos al óptimo, en el segundo artículo [31] utilizan una metaheurística de búsqueda tabú para resolver un problema capacitado de ruteamiento de vehículos CVRP en donde además de minimizar la distancia recorrida se incorpora otra función cuyo objetivo de minimización es balancear la carga de cada uno de los vehículos. Dicho esto y después de estudiar las diferentes variaciones del problema de ruteamiento de vehículos podemos concluir que nuestro problema se puede abordar desde la perspectiva de [31],[32] y [33] y resolviéndolo con una metaheurística de evolución como la usada en [30], si usáramos un enfoque estático con la diferencia que para nosotros en vez de vehículos tenemos cuadrillas, las cuales no tendrían una capacidad limitada toda vez que la falla que se genere debe ser atendida. Es por eso que esta investigación toma importancia porque adicional al despacho de los recursos, también se podría en futuros trabajos recomendar el cálculo del tamaño óptimo para cada evento ocurrido.

1.1.4. CONTROL ÓPTIMO

Pero como se ha dicho desde el planteamiento del problema, la metodología del agente viajero o del ruteo de vehículos, se aplica a sistemas estáticos, si se quiere resolver el problema desde el punto de vista dinámico una opción es aplicar una metodología de control óptimo, a continuación, se muestran artículos donde se aplican técnicas de control óptimo:

Lo primero es hablar de los conceptos básicos de control que están en [34] y [35], donde dice que el principio de control óptimo es resolver problemas dinámicos que evolucionan con el tiempo, para que así un agente tome las decisiones de control, matemáticamente es lo siguiente: en cada momento t el sistema esta descrito por un vector de estado el planificador escoge un vector de control la relación entre ambos vectores se puede describir como se ve en la ecuación (1.1):

$$\dot{x} = m(x(t), u(t)) \quad (1.1)$$

El enfoque que se pretende en esta investigación plantea un modelo donde $x(t)$ es la variable sobre la que no se tiene control, en nuestro caso son las fallas que aparecen en el sistema y $u(t)$ son las entradas sobre las que se tienen control, para nuestro caso se podría decir que son cuatro: Tiempo de Reparación, Tiempo de Desplazamiento, Tamaño de la Cuadrilla, Tipo de Cuadrilla.

Una vez se encuentre la relación entre la variable a controlar y las entradas del sistema, el problema se puede plantear como la maximización o minimización de uno o varios recursos, porque puede ser monoobjetivo o multiobjetivo como se explica en [35] donde muestran como a distintos problemas se les puede aplicar la teoría de control óptimo, para buscar maximizar su utilidad de acuerdo a su nivel de ahorro y su consumo, otro ejemplo de control óptimo que podemos observar en [35], es el de la extracción de un recurso no renovable, donde se conjuga la siguiente relación: el nivel de inventario del recurso y la tasa de extracción del mismo. Los anteriores son ejemplos clásicos de la teoría de control, otro ejemplo que podemos comparar con nuestro problema es el planteado en [23], allí se plantea la forma de ejercer un control sobre el parque de buses de la ciudad de Londres, para lograr minimizar los tiempos de retraso en las estaciones y mejorar la confiabilidad del sistema, se puede ver que [23], tiene mucha relación con la propuesta planteada aquí, ya que lo que se busca es minimizar los tiempos de reparación de las fallas ocurridas para mejorar la confiabilidad de un sistema de distribución de energía eléctrica, pero la desventaja del modelo propuesto allí radica básicamente en que lo que se busca minimizar son las desviaciones, los tiempos de arribo programados y los tiempos reales de llegada de un bus n a una estación s , tiempos que son conocidos, pues la empresa a través de la programación los conoce y adicional los buses y las estaciones son estáticas y no se mueven o cambian frecuentemente de lugar, como si pasa en nuestro caso, pues nunca se sabe dónde ocurrirá la falla, la única información a la que podemos acceder es a la probabilidad de ocurrencia de la misma nada más.

Una aplicación sobre confiabilidad se puede ver en [36], allí se muestra cómo sobre un modelo de un tanque agitado muy usado en procesos químicos, se usa una tasa de aparición de fallas para predecir las condiciones de operación dado un tiempo de operación determinado, esta técnica la llaman aquí “reliability prediction in operation” (RPO), la cual sirve para calcular la probabilidad condicional de que un sistema opere correctamente dado un tiempo futuro $t+\tau$ donde t es el tiempo actual y τ es el horizonte de predicción, adicional se calcula una tasa de falla λ que depende del tiempo y de las condiciones de operación ϕ , la cual tiene una semejanza con nuestra tasa de fallas en un sistema de distribución de energía eléctrica.

Igualmente en [37] y [38] y se explican algunas de las técnicas de control óptimo para la solución de problemas aplicados a la economía, de todas las técnicas allí explicadas, existen dos que se pueden acoplar con el problema tratado, una es la transformación de un problema de cálculo de variaciones, en un problema de control óptimo o el control óptimo con restricciones, en el primer caso se debe definir el control como la tasa de cambio de la variable, sujeto a un punto inicial x_0 , para el segundo caso, se debe formular una función y adicionalmente plantearse un vector de restricciones b , que están ligados a los recursos de disponibilidad del problema, como son número de cuadrillas u horas de trabajo o disponibilidad de turnos por ejemplo.

En [39] y [40] podemos ver aplicaciones de control óptimo, [39] aplica control óptimo inverso, para regular la salida de un convertidor de potencia y así minimizar las pérdidas por disipación. [40] propone el planteamiento matemático y la implementación computacional para una ley de control óptimo basada en la maximización del hamiltoniano, que permitirá regular la tensión entregada a la carga del circuito a pesar de las variaciones en los parámetros nominales del sistema, como se puede ver la mayoría de las aplicaciones de control están enfocadas a mejorar las características de sistemas eléctricos, en donde se debe entregar una señal óptima, pero hay muchas más características en dichos sistemas que se pueden mejorar como lo explican [41] y [42], donde se habla de la confiabilidad como una variable bastante importante dentro de los sistemas eléctricos de potencia. Otra técnica de control se observa en [43] y [44], se llama MPC o Model Predictive Control, en [43] se resuelve un problema de asignación de tareas el cual tiene semejanza con nuestro planteamiento, ya que lo que se busca es asignar una falla (tarea) a un recurso (cuadrilla), de manera que la asignación sea lo más óptima y eficiente posible. [44] usa el MPC para maximizar las ganancias de un inversor de acuerdo a un límite estipulado para la ganancia dentro de un portafolio, sujeto a unas restricciones de retorno del mismo.

Es por eso que el enfoque que se quiere manejar en esta investigación apunta hacia mejorar los índices o niveles al interior de un Sistema de Distribución de Energía Eléctrica. Como se puede ver existen formas de resolver el problema planteado, tanto desde la parte estática como desde la parte dinámica, pero el principal obstáculo visto en la parte estática, donde aplicaciones como el ruteo de vehículos o el agente viajero tendrían aplicabilidad, es que deberían aparecer varias fallas al tiempo para justificar la planeación del despacho de recursos, mientras que en la parte dinámica lejos antes que ser un obstáculo es una fortaleza, ya que dentro de los varios métodos de control se

observan algunos que podrían permitir modelar la atención de fallas a medida que estas vayan ocurriendo y esa es exactamente la propuesta planteada en esta investigación.

A continuación en el cuadro 1.1 se muestra un barrido de la situación problema explicando los puntos más importantes del mismo y relacionando los artículos más relevantes. Se empieza explicando el problemas de las fallas y su aparición en un sistema de distribución de energía eléctrica, luego se plantean formas de atención y solución a cada una de las fallas ocurridas, seguidamente se explican qué técnicas de solución usando optimización se pueden emplear, entre ellas se explican las usadas en problemas de tipo estático, como el problema de ruteamiento de vehículos o VRP y el problema del agente viajero o TSP, finalmente se aborda el problema desde un punto de vista dinámico usando tasas discretas de falla y reparación y luego usando tasas variables, para la función de desplazamiento y la función de reparación. A continuación se muestran todos los detalles en el cuadro 1.1.

Cuadro 1.1: Cuadro Contribuciones Tesis

Referencia	Aporte Previo	Contribución de la tesis
<p>C. Zapata, S. Silva, and O. Burbano [3]. C. Zapata, S. Silva, H. Gonzalez, O. Burbano, and J. Hernández [4]. C. Zapata, J. Díaz, M. Ocampo, J. Marriaga, J. Patiño, and A. Gallego [5] W. Mo, H. Bai, Y. Cheng, Z. Zhang, D. Huang, C. Zhao, and D. L [6]</p>	<p>Se plantean modelos de aparición de fallas y en algunos casos sobre reparación de las mismas, sin optimización a la hora de atenderlas, dichos trabajos sirvieron para dar una idea de como sería el modelo de aparición de las fallas</p>	<p>Se planteó un modelo matemático cuya función objetivo tiene una penalización debido a la prioridad π_i, la cual define el criterio de asignación de los recursos, basados en la severidad de la fallas. (Capítulo 2). Esto se presenta en el artículo: Agudelo, A.; Giraldo, E; Villegas, J. “Application of VRP Techniques to the Allocation of Resources in an Electric Power Distribution System”, Journal on Computational Science, Volume 35, Julio 2019. Categoría Q1 (A1 Equivalente en Colciencias)</p>
<p>C. Zapata, S. Silva, Gonzalez, O. Burbano, and J. Hernández [4]. C. Zapata, J. Díaz, M. Ocampo, J. Marriaga, J. Patiño, and A. Gallego [5].N. Safaei, D. Banjevic, and A. K. Jardine [13].C. Zapata, A. Alzate, and M. Rios. [14]. C. Parra, W. Salomón. [16]. A. Salamando Ramírez [19] R. F. Navas, M. R. Ridl, and L. Torés [20]</p>	<p>Explica los conceptos de ocurrencia de las fallas los cuales se suceden de manera estocástica en cualquier lugar del sistema, para luego enviar los recursos necesarios para su reparación de acuerdo a ordenes de servicio emitidas por el centro de control. Plantea modelos acerca del tamaño óptimo de la cuadrilla, el cual se calcula a través de un modelo de simulación. Se propone asignación de cuadrillas, donde se consideran restricciones tanto técnicas como económicas para poder determinar la ubicación óptima</p>	<p>Se plantea un modelo estocástico con tasas discretas de desplazamiento y de reparación que representa el tipo de fallas ocurrida dentro del sistema de distribución de energía eléctrica (Capítulo 3). Esto se presenta en la ponencia: Villegas, J, Hernández, B. Giraldo, E.; “Atención de Fallas para Sistemas de Distribución de Energía Eléctrica: Un Enfoque de Control Óptimo, Congreso Latinoamericano de Investigación de Operaciones CLAIO 2018.</p>

Referencia	Aporte Previo	Contribución de la tesis
<p>L. B. R. Medina, E. C. G. La Rota, and J. A. O. Castro [8]. D. Sariklis and S Powel [9]. B. Dorronsoro, A. J. Nebro, D. Arias, and E. Alba [10]. R. A. Hincapié, C. A. Ríos Porras, and R. A. Gallego [24]. J. A. V. Flórez, C. J. Z. Grisales, and G. Gatica [25]</p>	<p>Se explican las técnicas y modelos para atender o recorrer un número n de nodos, con un servidor como el Travel Salesman Problem o TSP o con varios servidores como el Vehicle Routing Problem o VRP, también se debe tener en cuenta que en este tipo de problemas los nodos son estáticos y no cambian</p>	<p>Se planteó un modelo matemático cuya función objetivo tiene una penalización debido a la prioridad (π_i), la cual define el criterio de asignación de los recursos, basado en la severidad de la fallas. También usando un algoritmo genético y un simulated Annealing se encontró la ruta óptima para asignar la cuadrilla más cercana a la falla ocurrida. (Capítulo 2). Esto se presenta en el artículo: Agudelo, A.; Giraldo, E; Villegas, J. "Application of VRP Techniques to the Allocation of Resources in an Electric Power Distribution System", Journal on Computational Science, Volume 35, Julio 2019. Categoría Q1 (A1 Equivalente en Colciencias)</p>
<p>A. H. Chow, S. Li, and R. Zhong [23]. W. Baumann [34]. D. Bardey and H. Bonnet [35]. R. Toscano and P. Lyonnet [36]</p>	<p>"Plantea la forma de ejercer un control sobre el parque de buses de la ciudad de Londres, para lograr minimizar los tiempos de retraso en las estaciones y mejorar la confiabilidad del sistema. Una aplicación sobre confiabilidad se puede ver en [36], allí se muestra como sobre un modelo de un tanque agitado muy usado en procesos químicos, se usa una tasa de aparición de fallas para predecir las condiciones de operación dado un tiempo de operación determinado, esta técnica la llaman "reliability prediction in operation"</p>	<p>Se plantea un modelo dinámico de atención de fallas con un control óptimo y una señal de control variante en el tiempo que se basa en una optimización, con función multi-objetivo que involucra distancia y tiempo de reparación para cada falla ocurrida, el cálculo que se efectúa es dinámico en el tiempo y se hace en cada instante de tiempo, además se tiene en cuenta la especialidad de la cuadrilla y se tienen en cuentas las cuadrillas disponibles en ese momento. Por último la optimización es en cada instante de tiempo t y está sujeto a las restricciones del modelo dinámico del sistema planteadas en el (Capítulo 4). Este aporte se presenta en el artículo: Villegas, J., Hernandez, B, Giraldo, E. "Multi-objective Optimal Control of Resources Applied to an Electric Power Distribution System", Journal Engineering Letters, Categoria Q2 (A2 Colciencias)."</p>

Capítulo 2

MODELO ESTÁTICO

Se puede definir el sistema eléctrico como un conjunto de instalaciones y dispositivos para generar, transportar y distribuir energía eléctrica a los usuarios de una zona, ciudad, región o país. En la figura 2.1 se presenta un esquema básico del sistema eléctrico convencional [45].

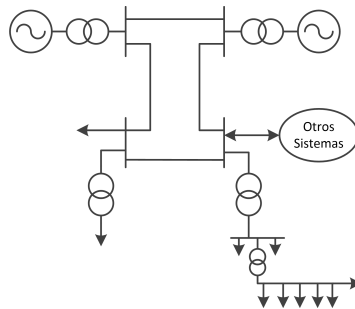


Figura 2.1: Esquema de un sistema eléctrico de distribución

El sistema de distribución se concibe como una parte fundamental del sistema eléctrico completo. A continuación, se describen, desde el punto de vista de la confiabilidad, algunas de las características de un sistema de distribución de energía eléctrica [45]:

- Es un sistema reparable.
- Es un sistema de operación continua.
- Está conformado por diversos tipos de componentes (transformadores, interruptores, etc.)
- Sus componentes también son reparables.
- Es un sistema dinámico ya que está cambiando continuamente.

La misión de un sistema eléctrico es abastecer a los usuarios con electricidad tan económicamente como sea posible, en la cantidad deseada y con un nivel aceptable de calidad, por lo cual debe contar con los siguientes aspectos:

- Optimalidad
- Oportunidad del Servicio
- Calidad del Servicio

Para el caso de un sistema de distribución de energía eléctrica, la confiabilidad se puede asociar con índices como la disponibilidad del servicio o la frecuencia y duración de las fallas. Lo anterior se debe a que no es posible garantizar el 100% de confiabilidad en los sistemas, a causa de [46]:

1. La incertidumbre sobre la disponibilidad de los componentes del sistema, debido a las fallas aleatorias internas y externas que los afectan.
2. La incertidumbre sobre la demanda de los usuarios.
3. Las limitaciones de tipo económico que impiden mejorar la calidad y el grado de redundancia de los componentes.

Por lo anterior, los estudios de confiabilidad son enfoques probabilísticos que deben estar soportados en la observación y la documentación del sistema o proceso bajo estudio, por lo tanto, se debe seguir un análisis de datos para determinar el modelo al que se ajustan, algunos de los modelos mas comunes son las funciones de distribución de probabilidad, los procesos de Markov, los procesos de Poisson, y métodos como la simulación de Monte Carlo [47].

Para garantizar la continuidad del servicio, las empresas de distribución de energía eléctrica tienen que asignar importantes recursos para la rápida respuesta y mantenimiento de las fallas, dichos recursos son el personal de mantenimiento técnico y profesional, el servicio de transporte y equipos especializados, como herramientas y suministros [4]. Cualquier interrupción en el sistema de distribución de energía eléctrica tiene consecuencias económicas. En [4] se propone un esquema de segmentación por áreas de mantenimiento con sus correspondientes equipos y suministros, desde allí se propone que un protocolo óptimo de mantenimiento, debe incluir un tiempo razonable de reparación sumado a una rápida restauración del sistema. Por todo lo expuesto anteriormente, podemos decir que los factores que más afectan la calidad del servicio que presta una empresa de energía eléctrica, están los criterios de asignación de recursos y el tiempo de desplazamiento del equipo de mantenimiento.

Estudios anteriores de otros autores se han centrado en diferentes métodos de solución del problema al que aquí se propone, por ejemplo en [4], [48] un sistema de colas o líneas de espera es propuesto para gestionar adecuadamente una restauración del sistema, teniendo en cuenta el orden de llegada de las mismas, [12] aplicó una heurística de dos fases para optimizar la ubicación de diferentes depósitos, se puede ver entonces que el problema de asignación de recursos, no ha recibido la atención que debería. Es así que la contribución de este trabajo está basado primero en la consideración de un problema de ruteo de vehículos (modelo estático) y luego aplicar un modelo de control óptimo (modelo dinámico).

En la literatura se pueden encontrar discusiones generalizadas sobre las aplicaciones que tiene el problema de enrutamiento de vehículos (VRP). Podemos encontrar una taxonomía bien detallada del problema de ruteo de vehículos en [8] y [11]. Un ejemplo donde se aplica una técnica de búsqueda para el espacio de solución de un VRP es implementado en [7]. A continuación se citan también algunos ejemplos donde hacen mención a enfoque del VRP. En [28], plantean una solución al VRP con capacidad usando la restricción MTZ para eliminar los subtoures, otra aplicación para eliminar los subtoures usando la restricción MTZ, la cual podemos encontrar en [17]. También, en [49] se abordó el problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo y tiempos de servicio determinísticos.

El enfoque propuesto en este trabajo es un modelo matemático basado en un VRP [28], de forma que se optimice la asignación de los recursos a las fallas ocurridas en un Sistema Eléctrico de Distribución de Energía, buscando minimizar o reducir el tiempo de desplazamiento de la cuadrilla o equipo de trabajo al lugar de ocurrencia de la misma, además de implementar la restricción MTZ para eliminar los subtoures. Como un primer intento de resolver este problema NP-Hard, se utilizó un problema de programación lineal usando cortes de Gomory, la programación se hizo usando el software de código abierto ILP Gusek [<http://gusek.sourceforge.net/gusek.html2>].

Como en el primer intento no fue posible encontrar una solución al problema, pues se sabe que la técnica de cortes de Gomory utiliza métodos exactos y por ello se hace imposible llegar a resultados óptimos, incluso en algunos casos como se ve en 2.2, 2.3 y 2.4, donde no se formaban toures que recorrieran todas las fallas, por ello se plantea un segundo intento, donde usando el Software Python se programa y resuelve una heurística k-opt, combinada con dos metaheurísticas: una de tipo Simulated Annealing (SA) y otra de tipo Algoritmo Genético (GA), las correspondientes soluciones óptimas encontradas son de un conjunto de instancias construido a partir de datos históricos obtenidos de una empresa del Sector Eléctrico Colombiano.

2.1. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA EN LA FORMA ESTÁTICA

Usualmente el VRP es representado como un grafo de la forma $G(V, E)$, donde V es un conjunto de nodos (en el caso de estudio corresponden a puntos o locaciones que se han quedado sin el servicio de energía), y E es un conjunto de distancias, donde cada distancia representa un arco entre dos nodos (i, j) [50], [51], explican problemas NP-Hard, solucionados usando técnicas de ruteamiento, además en [52], el mismo autor aborda problemas NP-hard pero usando técnicas como el branch and cut. Siguiendo con la explicación anterior, en un VRP un arco unidireccional entre dos nodos o locaciones i y j está dado por la distancia d_{ij} y su correspondiente arco inverso está denotado por la distancia d_{ji} , si esas dos distancias son iguales se considera que el VRP es simétrico,

de lo contrario se considera asimétrico.

Como el objetivo de esta investigación es garantizar una visita a cada falla (nodo), teniendo en cuenta la distancia más corta entre el grupo de trabajo y la falla, se asume que el costo C_{ij} , es el mismo C_{ji} y por lo tanto estaríamos hablando de un VRP simétrico, donde cada ruta de un equipo de trabajo empieza y termina en el centro de control [8], [24].

Como se sabe, la complejidad matemática del VRP se incrementa a medida que aumenta el número de clientes y de restricciones, para nuestro caso el VRP será tratado como un problema de programación lineal entera PLE binaria donde la variable de decisión X_{ij} tomará el valor de 1 si se activa el arco ij y 0 sino se activa. El objetivo es minimizar el tiempo de desplazamiento del equipo de trabajo a la falla, teniendo en cuenta las siguientes restricciones: i) todas las rutas empiezan y terminan en el centro de control y ii) un equipo de trabajo atiende una y solo una falla.

EL modelo matemático para la formulación del VRP es la siguiente:

$$\min \sum_{i=1} \sum_{j=1} C_{ij} X_{ij} \quad (2.1)$$

La ecuación(2.1) es la función objetivo que busca minimizar la distancia recorrida por cada grupo de trabajo, adicional se deben tener en cuenta las siguientes restricciones: [11].

$$\sum_{i=1} X_{ij} = 1 \forall j \in V \quad (2.2)$$

La (2.2) garantiza que exactamente un solo arco ij entre a un solo nodo, el cual esta asociado a una falla del sistema.

$$\sum_{j=1} X_{ij} = 1 \forall i \in V \quad (2.3)$$

La (2.3) garantiza que exactamente un solo arco ij salga de un solo nodo, el cual esta asociado a una falla del sistema.

$$\sum_{i=1} X_{i0} = K \forall i \in V \quad (2.4)$$

$$\sum_{j=1} X_{0j} = K \forall j \in V \quad (2.5)$$

La (2.4) and (2.5) garantizan que el número de vehículos que dejan el centro de control, sea el mismo número de vehículos que retornan al mismo.

La ecuación (2.6) garantiza la conectividad de la solución, es decir evita que se formen los subtours.

$$\sum_{i=1} \sum_{j=1} X_{ij} \geq r(s) \forall s \in V \quad (2.6)$$

2.2. DESCRIPCIÓN DEL MODELO PROPUESTO

En nuestro caso particular, mantenimiento en Sistema Electrico de Distribución, si hacemos un comparativo tenemos lo siguiente: los nodos corresponden a las fallas que se presentan en sistema y que fueron reportadas, razón por la cual causan una interrupción en el servicio. Los arcos (i, j) , representan la distancia entre dos nodos o fallas, las cuales deben ser recorridas por los vehículos o grupos de trabajo. El objetivo del modelo propuesto es una asignación óptima de los grupos de trabajo, de tal forma que se reduzcan los tiempos de desplazamiento y con ello el tiempo que el sistema este desconectado.

Las nuevas variables para lograr la adaptación del modelo propuesto al caso general son las siguientes:

C_{ij} : Costo de desplazamiento del nodo i al nodo j

X_{ij}^k : Arco de i a j , asignado al grupo de trabajo k

$$X_{ij}^k = \begin{cases} 1 : & \text{si el arco } (i, j) \text{ es recorrido por el grupo de trabajo } k \\ 0 : & \text{en otro caso} \end{cases}$$

$$m_i^k = \begin{cases} 1 : & \text{Si el grupo de trabajo } k \text{ repara la falla } i \\ 0 : & \text{en otro caso} \end{cases}$$

$$y_i^k = \begin{cases} 1 : & \text{si la falla } i \text{ es reparada por el grupo de trabajo } k \\ 0 : & \text{en otro caso} \end{cases}$$

Con respecto a la prioridad de la falla se tiene lo siguiente:

$$p_i = \begin{cases} 0 : & \text{circuito primario} \\ 1 : & \text{circuito secundario} \\ 2 : & \text{usuarios} \end{cases}$$

$$g_i = \alpha(2 - p) \text{ penalización por prioridad}$$

La ecuación (2.7) es la función objetivo con penalización debido a la prioridad p_i , la cual define el criterio de asignación de los recursos, basado en la severidad de la fallas.

El modelo tiene las siguientes restricciones:

La restricción o ecuación (2.8) asegura que solo se entra y se sale una sola vez de cada falla elegida en la ruta.

La restricción o ecuación (2.9) establece las preferencias en cuanto al grupo de trabajo que es asignado a cada falla.

Las restricciones (2.10), (2.11) and (2.12) asignan prioridad de atención a cada falla, si la prioridad es cero, será visitada en primer lugar y si tiene prioridad 2 podrá ser o no visitada.

La restricción que garantiza que todos los grupos de trabajo retornan al centro de control una vez terminadas sus respectivas rutas esta denotada por (2.13). La restricción (2.14) es la que evita la formación de los subtoures.

Las últimas dos ecuaciones (2.15) y (2.16) son las llamadas restricciones de binariedad.

$$\sum_{k=1}^4 \sum_{i,j \in A} C_{ij} X_{ij}^k - \sum_{k=1}^5 \sum_{i \in N} g_i y_i^k \quad (2.7)$$

$$\sum_{i=1} X_{ij}^k = \sum_{i=1} X_{ji}^k = y_{ij}^k \quad (2.8)$$

$$y_i^k \leq m_i^k \forall i \in N, \forall k \text{ with } k=1,2,3,4 \quad (2.9)$$

$$\sum_{m=1} y_i^k = 1 \forall i \in N p_i = 0 \quad (2.10)$$

$$\sum_{m=1} y_i^k \leq 1 \forall i \in N p_i = 1 \quad (2.11)$$

$$y_i^k = 0 \forall i \in N p_i = 2 \quad (2.12)$$

$$y_1^k \geq y_i^k \forall i \in N \forall k \text{ with } k=1,2,3,4 \quad (2.13)$$

$$u_1 - u_j + n * X_{ij}^k \leq n - 1 \forall i \in I, \forall j \in J \forall k \quad (2.14)$$

$$X_{ij}^k \text{ binary variable arc} \quad (2.15)$$

$$y_i^k \text{ binary variable fault} \quad (2.16)$$

El modelo propuesto busca minimizar la distancia recorrida asignada a cada grupo de trabajo k del grupo m_i a través del arco X_{ij} , de modo que se pueda atender el máximo número posible de fallas reportadas y_i . La atención de una falla y_i viene supeditada por su prioridad p_i la cual puede ser 0, 1 o 2, entendiendo que 0 es prioridad alta, 1 prioridad media y 2 prioridad baja. Para que el modelo distinga entre cada una de las prioridades se definió una función de penalización g_i , que otorga un beneficio para que se escojan fallas con prioridad alta sobre fallas con prioridad baja.

2.3. RESULTADOS CON TÉCNICAS EXACTAS

Esta sección describe los experimentos computacionales realizados con el algoritmo propuesto el cual utiliza Cortes de Gomory. Las instancias usadas para probar el modelo, fueron las instancias de Augerat modificadas con la inserción de una columna de prioridad, adicional a ello se usaron instancias propias para el VRP de asignación de recursos en un sistema de distribución de energía eléctrica. El algoritmo fue codificado en Gusek Version 0.2 con GLPK Optimizer versión 4,6. Copyright (C) 2008. Y los experimentos se realizaron en un computador Hewlett-Packard con Sistema Operativo Windows 8 pro, con Equipo Procesador Intel (R) Core (TM) i5-2400 CPU 3.10 GHz y Sistema Operativo de 32 bits con procesador x64 y el tiempo de ejecución fue hasta encontrar una solución factible o hasta que los computadores se agotan por memoria insuficiente.

Para probar el algoritmo se han usado conjuntos de instancias de la literatura y adicional se elaboraron instancias propias, las primeras instancias del cuadro 2.1, de la sección de resultados son de Augerat, en donde la instancia $A_{n32_k.5}$, tiene 32 nodos y 5 vehículos, en la siguiente fila se encuentra la instancia $A_{n45_k.6}$ con 45 nodos y 6 vehículos, el valor de n corresponde al número de nodos de la instancia y el valor de k , es el número de vehiculos o grupos de trabajo de la instancia, posteriormente siguen las instancias propias que llamaremos $VRP_{n.k4_i}$, donde n es el número de nodos e i es un índice que va desde 1 hasta 5 para decir que son 5 instancias diferentes (casos creados por el autor del trabajo), estas instancias tienen todas 4 vehículos.

El cuadro 2.2 resume los resultados de las simulaciones, en general el experimento computacional solo converge para pequeñas instancias de máximo 20 nodos. El resto de las instancias probadas terminaron con una cantidad considerable de nodos no visitados.

Con respecto a los tiempos computacionales (columna 4 del cuadro 2.2), se encontraron soluciones factibles antes de un segundo en cuatro instancias con convergencias reportadas, con excepción del caso $VRP_{20.2}$ cuyo tiempo computacional fue de

Cuadro 2.1: Instancias Corridas

<i>Instancias</i>	<i>Codigo de la Instancia</i>	<i>Nro de Nodos</i>	<i>Numero de Vehículos</i>
Augerat	A_n32_k5	32	5
Augerat	A_n45_k6	45	6
Instancias Propias	VRP_n20_k4.i	20	4
Instancias Propias	VRP_n50_k4.i	50	4
Instancias Propias	VRP_n100_k4.i	100	4

22,9 segundos. En lo que respecta a la capacidad del computador, la columna 6 correspondiente a la memoria, se observa que las soluciones factibles exigían un bajo uso de la misma (de 4 a 6,5 MB).

En los casos restantes, con mayor número de nodos el computador se quedó sin memoria, la aproximación entre las dos ramas (Método Cortes de Gomory) viene dada por la cercanía en porcentajes, el cual debe llegar a 0% para indicar que hubo convergencia y se llegó o alcanzo una solución factible ver (columna 5, cuadro 2.2); esta brecha o GAP se reduce a medida que las ramas se acercan entre sí, el porcentaje de brecha se convertirá en 0% en el caso de intersección de ramas. Adicionalmente a medida que aumenta el número de nodos, es mucho más difícil obtener una brecha o GAP de valor 0%, lo cual dificulta encontrar una solución factible, por eso como se puede ver en columna 6, cuadro 2.2 el computador queda *out* por memoria insuficiente esto es muy propio de este tipo de problemas llamados NP-Hard.

Cuadro 2.2: Resultados Instancias Augerat e Instancias Propias

<i>Instancias</i>	<i>Codigo de la Instancia</i>	<i>Funcion Objetivo</i>	<i>Tiempo (segs)</i>	<i>GAP %</i>	<i>Memoria</i>
Augerat	a_n32_k5	373,960Kms	10,139	19,80%	Out
Augerat	a_n45_k6	396,864Kms	64,941	22,20%	Out
Instancias Propias	VRP_n20_k4.1	184,169Kms	0,1	0%	4Mb
Instancias Propias	VRP_n20_k4.2	299,176Kms	22,9	0%	6,5Mb
Instancias Propias	VRP_n20_k4.3	145,647Kms	2,8	0%	4,3Mb
Instancias Propias	VRP_n20_k4.4	314,108Kms	0,6	0%	4Mb
Instancias Propias	VRP_n20_k4.5	412,428Kms	0,5	0%	4Mb
Instancias Propias	VRP_n50_k4.1	78,7226Kms	7,197	42,40%	Out
Instancias Propias	VRP_n50_k4.2	230,758Kms	13,416	37,60%	Out
Instancias Propias	VRP_n50_k4.3	266,077Kms	77,193	30,0%	Out
Instancias Propias	VRP_n50_k4.4	228,243Kms	10,529	37,7%	Out
Instancias Propias	VRP_n50_k4.5	282,531Kms	73,500	42,4%	Out
Instancias Propias	VRP_n100_k4.1	298,721Kms	71,390	56,9%	Out
Instancias Propias	VRP_n100_k4.2	38,471Kms	65,008	68,6%	Out
Instancias Propias	VRP_n100_k4.3	115,568Kms	68,581	57,6%	Out
Instancias Propias	VRP_n100_k4.4	195,097Kms	69,370	65,0%	Out
Instancias Propias	VRP_n100_k4.5	298,721Kms	67,384	56,9%	Out

Las gráficas correspondientes a los tres tiempos de cálculo más cortos obtenidos se representan en las figuras. 2.2, 2.3 y 2.4 correspondientes a las instancias *VRP_n20_k4.1*, *VRP_n20_k4.4* y *VRP_n20_k4.5* respectivamente, en dos de estas 2.2 y 2.4 se utilizaron los 4 grupos de trabajo disponibles, en el caso 2.3, solo se utilizaron tres vehículos y en

ninguno de los casos se dio servicio a todas las fallas reportadas en el sistema, el caso donde más fallas se atendieron es el *VRP_n20_k4_4* con 10 servicios.

En el caso de la figura 2.2, se pueden observar las siguientes rutas:

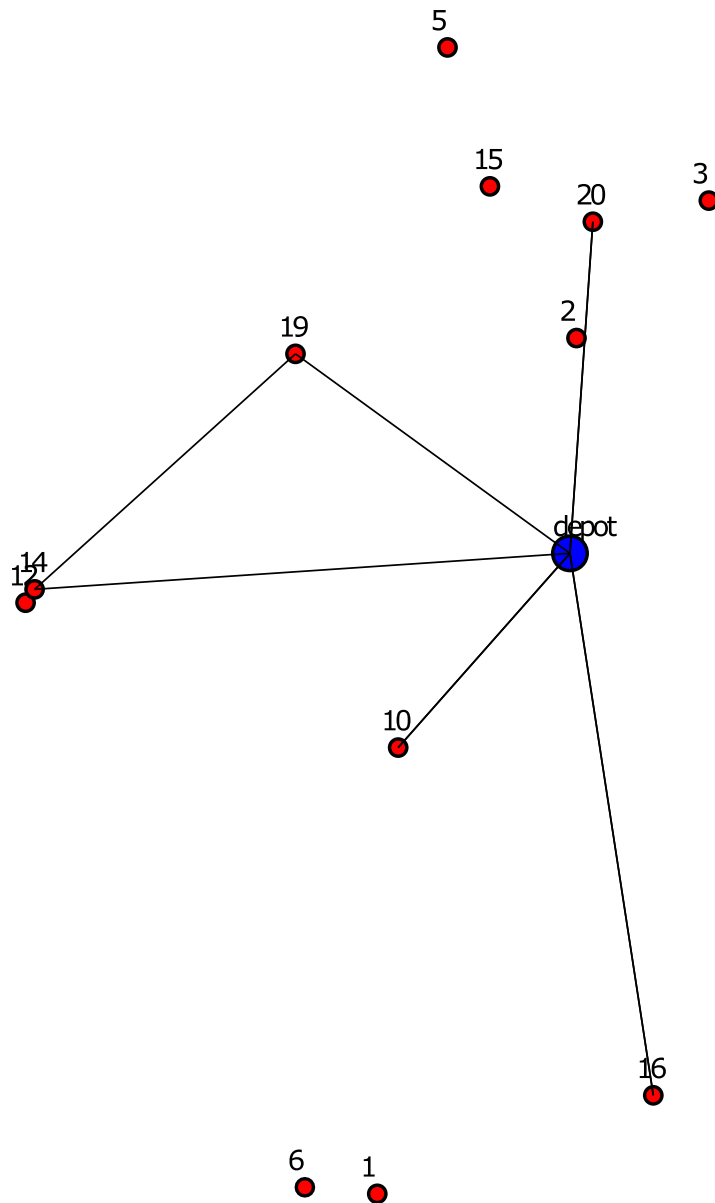


Figura 2.2: Solución gráfica para la instancia VRP_n20_k4_1

Rutas completadas con sus respectivas fallas visitadas y atendidas

- Ruta 1: 0, 2, 20, 0
- Ruta 2: 0, 10
- Ruta 3: 0, 19, 14
- Ruta 4: 0, 16

En el caso de la figura 2.3, se tienen las siguientes rutas:

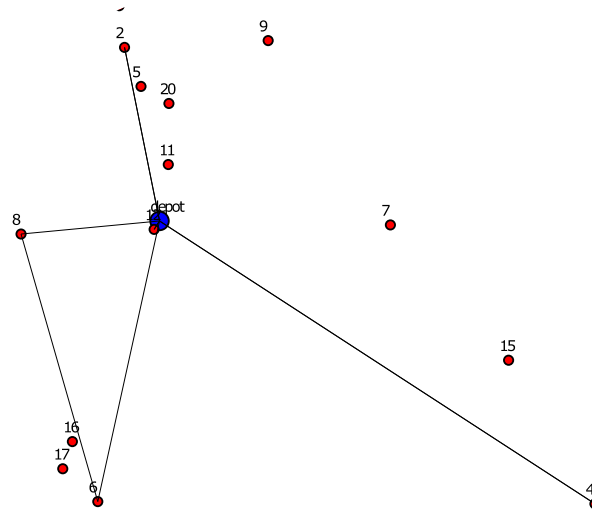


Figura 2.3: Solución gráfica para la instancia VRP_n20_k4_4

Rutas completadas con sus respectivas fallas visitadas y atendidas:

- Ruta 1: 0, 2
- Ruta 2: 0, 8, 6, 0
- Ruta 3: 0, 4

En el caso de la figura 2.4, se tienen las siguientes rutas:

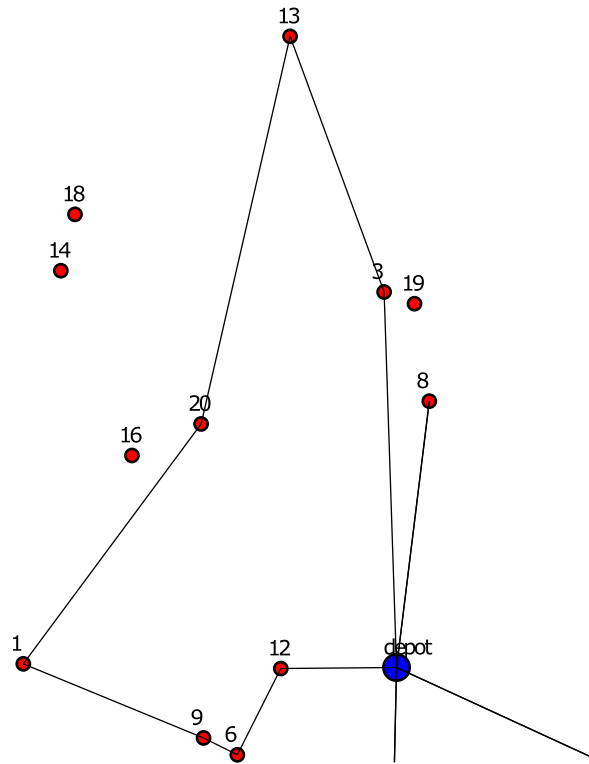


Figura 2.4: Solución gráfica para la instancia VRP_n20_k4.5

Rutas completadas con sus respectivas fallas visitadas y atendidas:

- Ruta 1: 0, 3, 13, 20, 1, 9, 6, 12, 0
- Ruta 2: 0, 2
- Ruta 3: 0, 8
- Ruta 4: 0, 10

2.4. HEURÍSTICA ESTOCÁSTICA K-OPT

Desde años atrás se han ido proponiendo diferentes métodos de solución a los problemas NP-Hard que resultan de diferentes situaciones de la vida real, problemas que por sus características hacen difícil listar todas las posibles soluciones debido a que hay una explosión combinatorial de las mismas y que las técnicas exactas no son capaces de solucionar.

Los problemas de ruteamiento de vehículos VRP caen en esa categoría de NP-Hard [7] y [28], o sea no existe una solución óptima en un tiempo polinomial, por ello se debe recurrir a técnicas heurísticas y metaheurísticas de solución.

Pero ¿qué es una heurística?: una definición que se puede utilizar es la siguiente: “procedimiento simple, a menudo basado en el sentido común, que se supone que ofrecerá una buena solución (aunque no necesariamente la óptima) a problemas difíciles, de un modo fácil y rápido” [53], las heurísticas se utilizan cuando no existen métodos exactos de solución o cuando existe un método exacto como el método de Cortes de Gommory que no entregue una solución que visitara todas las fallas y que adicional consume mucho tiempo y memoria. El problema tratado en esta tesis cae en esta categoría, porque al no tener una solución que abarque todas las fallas, se hace necesario buscar otro método de solución, por ello se debe recurrir a técnicas heurísticas y metaheurísticas de solución [54], una de ellas es el operador Or-opt, el cual consiste en cambiar k clientes en la misma ruta, moviéndolos de una posición a otra, a continuación se muestra un pseudocódigo de la heurística implementada:

2.4.1. PROCEDIMIENTO HEURÍSTICA K- OPT

1. Seleccionar dos arcos X_{ij}^k de dos diferentes rutas.
2. Dentro de cada ruta elegir un cliente $Y_i^k=0$.
3. Comparar prioridades $Y_i^k=0$ en ambas rutas X_{ij}^k satisfaciendo la restricción 2.10.
4. El intercambio solo es posible si al comparar los arcos ambas rutas mejoran en cuanto al recorrido efectuado, es decir se minimiza la distancia recorrida.
5. Si ambos clientes tienen prioridad $p_i \neq 0$ se pueden intercambiar entre rutas, si cumplen condición de demanda 2.11 y 2.12.

2.5. METAHEURÍSTICA PROPUESTAS

2.5.1. ALGORITMO RECOCIDO SIMULADO

Las técnicas metaheurísticas son procedimientos de búsqueda que tampoco garantizan la obtención del óptimo del problema y se basan en la aplicación de reglas simples. A diferencia de las técnicas heurísticas, las técnicas metaheurísticas tratan de escapar de óptimos locales orientando la búsqueda en cada momento dependiendo de su evolución. Las técnicas metaheurísticas son aplicables en casos, donde esencialmente los problemas son de optimización combinatorial. Entre las más usadas en la actualidad se tienen: los algoritmos genéticos, los algoritmos de búsqueda, como búsqueda tabú y scatter, colonia de hormigas y recocido simulado (simulated annealing en inglés). Dentro de las características más importantes a resaltar de las metaheurísticas según [55] tenemos: Son ciegas, nunca se sabe cuándo llegan al óptimo, son algoritmos de aproximación, por lo tanto, es difícil garantizar si se llegó al óptimo, dependiendo de la programación es posible que acepten malos movimientos, los cuales pueden llegar a soluciones no factibles, en general son procedimientos relativamente sencillos; todo lo que se necesita es una representación adecuada del espacio de soluciones o una solución inicial y un mecanismo para explorar el campo de soluciones, por lo cual es posible aplicarlas a cualquier problema de optimización combinatorial, se puede decir que las soluciones ofrecidas por las técnicas metaheurísticas no son las óptimas y es muy difícil conocer dicha proximidad al óptimo, pero permiten estudiar problemas de gran complejidad de una manera sencilla y obtener soluciones suficientemente buenas en tiempos razonables.

En esta sección se trabajó con dos técnicas metaheurísticas muy conocidas y aplicadas, ellas fueron: (simulated annealing y genetic algorithm), para obtener una solución del problema y así poder comparar sus respectivos resultados, buscando cual de las dos nos provee la mejor solución.

La metaheurística Simulated Annealing (SA) es tomada de la metalurgia, especialmente del enfriamiento de los metales, el objetivo principal de un algoritmo SA es si acepta o no las soluciones candidatas X_{test} representadas por vecinos dados dentro de un espacio de solución N_x . La aceptación depende de las probabilidades calculadas que evolucionan con el tiempo explorando diferentes soluciones hasta converger hacia 0, y al hacerlo, el algoritmo puede enfocarse en una vecindad final.

Se utilizan tres funciones que imitan el recocido en la metalurgia:

- a) Energía, que mide toda la energía del sistema, el objetivo es minimizar el nivel de energía del sistema.
- b) Temperatura, que debería disminuir después de cada iteración a medida que se reduce el nivel de energía general.
- c) Aleatoriedad, que devuelve una probabilidad siguiendo cualquier ley probabilística de elección.

La inicialización de la metaheurística consiste en la selección de una solución inicial que puede obtenerse a partir de una técnica más simple, heurística o aleatoria. La temperatura inicial puede afectar el rendimiento del algoritmo: una temperatura más alta brinda más posibilidades de conversión hacia un óptimo global, pero también implica tiempos de cálculo más largos. Por ello para definir la temperatura inicial conviene escoger o definir una temperatura de tal forma que la aplicación de la técnica sea lo suficientemente robusta, es decir, que la solución alcanzada no dependa de la solución de partida. Esto se traduce en una temperatura inicial suficientemente alta que permita soluciones no factibles al inicio del proceso.

Por otro lado, conviene que el proceso sea eficiente y no permita movimientos de empeoramiento muy grandes. Por ello conviene establecer la probabilidad de aceptar una solución que sea peor que la inicial.

La probabilidad de aceptación determina si una solución puede ser candidata a ser aceptada o rechazada, el algoritmo solo acepta nuevas soluciones o estados cuando su nivel de energía es más bajo que el del estado actual. Además para evitar caer en óptimos locales, el algoritmo se mueva temporalmente hacia soluciones de energía ligeramente más alta. La probabilidad de aceptar o no una posible solución viene dada por:

$$P_{aceptar} = e^{-\frac{\Delta f}{T}}$$

Donde:

- Δf es el incremento de la función objetivo
- $f_{candidatesolution} - f_{currentsolution}$
- Y T es la temperatura

La probabilidad de aceptar una solución cuyo valor de la función objetivo es mejor que la actual, es mayor a medida que aumenta la temperatura y cuanto menor sea el incremento Δf de la función objetivo que se trata de minimizar. El proceso anterior se repite hasta que se cumple alguna condición de parada.

Se debe establecer cómo se generan las soluciones que conforman el vecindario dado un punto de partida determinado y la forma como seleccionar una de ellas, como posible candidata a nueva solución.

Para el criterio de parada, este se puede hacer de varias maneras:

- Al haber superado un determinado tiempo de computación.
- Por el número de iteraciones sin haber alcanzado una mejora de la solución actual.
- Haber alcanzado un determinado valor de la función objetivo. Además, en esta técnica, opera un criterio adicional de detención que es el de la temperatura final (el cual es subjetivo), de forma tal, que al alcanzarla el procedimiento se detiene.

2.5.2. MODELO DEL ALGORITMO RECOCIDO SIMULADO

El siguiente es el código del algoritmo SA utilizado:

```
repetir
iter=0
repetir iter=iter+1
generar una nueva ruta desde la solución actual aplicando la heurística k-opt
if Si la nueva ruta es factible calcular la diferencia entre los costos then
    calcular la diferencia
    si la diferencia es <0
    la nueva ruta es aceptada
else
    la nueva ruta es aceptada con probabilidad  $P_{acceptar} = e^{-\frac{\Delta}{T}}$ 
end if
hasta iter  $\geq$  a haga a  $T = T * factor_r$ 
until  $T \leq$  Temp_final
```

2.5.3. COMPLEJIDAD COMPUTACIONAL

En el algoritmo Simulated Annealing los cambios de temperatura son de la forma $O(\log(n))$ [56], para cada cambio o paso de temperatura se examinan $O(n)$ intentos aceptados, se rechazan cambios en un tour con complejidad $O(1)$, los cambios aceptados en un tour son de la forma $O(n)$. Por todo lo anterior, el tiempo de ejecución T_n del algoritmo SA tiene la complejidad siguiente:

$$T_n = O * ((n^2 + n) * \log(n))$$

Dado que la mayoría de los cambios son hacia a bajas temperaturas, donde la mayoría son rechazados, el término $O * (n * \log(n))$ no es significativo en comparación con el término $O * (n^2 * \log(n))$.

2.5.4. ALGORITMO GENÉTICO

El Algoritmo Genético es otra metaheurística que se usa bastante y que tiene su enfoque basado en procesos evolutivos, por ello es muy usada en este tipo de problemas NP-Hard, esencialmente, el proceso busca cruzar los mejores resultados de dos poblaciones distintas para generar descendientes que combinan la información de ambos padres. En aplicaciones basadas en algoritmos genéticos, una población W está sometida a la emulación de procesos naturales como la competencia, la reproducción y la mutación

en un momento dado t (también conocido como generación) con el fin de obtener diferentes soluciones de la forma S_n . Sin embargo, los algoritmos genéticos ofrecen una gran cantidad de soluciones S_n en comparación con los métodos como búsqueda local (LSA) o los algoritmos de umbral (TA) como el método de recocido simulado o (SAA).

El código del Algoritmo Genético usado fue el siguiente: [57]

2.5.5. MODELO ALGORITMO GENÉTICO

```

 $k \leftarrow 0$ 
 $l \leftarrow 0$ 
Inicializar  $T$ 
Generar una solución  $S_c$  via CWS algorithm
 $S_b \leftarrow S_c$ 
 $S_{\text{unchanged}} \leftarrow 0$ 
Repetir
Repetir
Generar nueva  $S_n$ , en el vecindario de  $S_c$ 
if  $d(S_n) < d(S_c)$  then
     $S_c \leftarrow S_n$ 
     $S_{\text{unchanged}} \leftarrow 0$ 
    if  $d(S_n) < d(S_b)$  then
         $S_b \leftarrow S_n$ 
    else
         $\text{aleatorio}[0, 1) < e^{\frac{d(S_c) - d(S_n)}{T}}$ 
    end if
     $S_c \leftarrow S_n$ 
     $S_{\text{unchanged}} \leftarrow 0$ 
else
     $S_{\text{unchanged}} \leftarrow S_{\text{unchanged}} + 1$ 
end if
 $l \leftarrow l + 1$ 
Until  $l < L$ 
 $T \leftarrow T \times (1 - \alpha)$ 
 $k \leftarrow k + 1$ 
Until  $S_{\text{unchanged}} < M$ 

```

2.5.6. IMPLEMENTACIÓN DE TÉCNICAS GA

El Método de Ranking de Pareto

Se usa para resolver el CVRP expresado como un problema multiobjetivo, donde se usa el método de Pareto, como una penalización, para así ajustar el mecanismo de clasificación y asignar el peso relativo de los individuos en la población. El mecanismo de clasificación asigna el rango más pequeño a los individuos no dominados y a los individuos dominados se les clasifica de acuerdo con los individuos de la población y con unos criterios predeterminados.

La clasificación de Pareto intenta asignar una puntuación de aptitud física a la solución de un problema multi-objetivo. En la literatura se puede encontrar como es una clasificación de Pareto en el algoritmo genético, tratado como un equivalente al enfoque de penalización [57].

El mejor costo de cruzamiento (BCRC)

Propuesto en [58] crea dos descendientes de dos padres, una mejor explicación, es la siguiente: denotemos las soluciones principales como x_{p1} y x_{p2} , las soluciones de descendencia como x_{o1} y x_{o2} y las soluciones de descendencia intermedia como x'_{o1} y x'_{o2} . El cruzamiento definido crea una solución de descendientes en los siguientes pasos:

1. N_{temp} = seleccionar ruta aleatoria $r_r \in x_{p2}$
2. Crear una solución parcial $x'_{o1} = x_{p1}$ $n \in N_{temp}$
3. Se crea x_{o1} insertandolo en el nodo $n \in N_{temp}$ dentro x'_{o1} , se escoge aleatoriamente un nodo de N_{temp} y se inserta donde el costo sea mínimo: los nodos son insertados en rutas existentes; si no es posible hacer la inserción debido a la violación de una restricción, una nueva ruta es creada
4. Crear x_{o2} intercambiando la solución parcial y repitiendo los pasos 1 a 3.

Mutación

Se utiliza en la codificación de permutación. En primer lugar, se eligen dos valores de alelo al azar. Luego se mueve el segundo alelo para que siga al primero, desplazando el resto para acomodarlo. Hay que tener en cuenta que esto conserva la mayor parte del orden y de la información de adyacencia [58].

2.5.7. RESULTADOS OBTENIDOS CON LA HEURÍSTICA K-OPT, ALGORITMO GENÉTICO Y RECOCIDO SIMULADO

En este enfoque se comienza con la búsqueda de una solución inicial en un vecindario seleccionado aleatoriamente, garantizando visitas de los grupos de trabajo en los puntos (fallas) donde se presentaron interrupciones en el servicio. Cada ruta de la solución inicial debe incluir al menos una falla de prioridad cero. La heurística K-opt reorganiza los arcos dentro de la misma ruta o entre dos rutas distintas, teniendo cuidado de no intercambiar fallas de prioridad 0 con fallas menos graves. Después de obtener una solución inicial, se implementa la metaheurística SA para explorar y comparar diferentes soluciones hasta encontrar una solución de mejor calidad [59]. El cuadro 2.3 y el cuadro 2.4 muestran las instancias corridas Augerat y las hechas por el autor.

Cuadro 2.3: Instancias de Augerat

<i>Instancia</i>	<i>Código Instancia</i>	<i>nodos</i>	<i>Número de Vehículos</i>
Augerat	A_n32_k5	32	5
Augerat	A_n33_k5	33	5
Augerat	A_n33_k6	34	6
Augerat	A_n34_k5	34	5
Augerat	A_n36_k5	36	5
Augerat	A_n37_k5	37	5
Augerat	A_n37_k6	37	6
Augerat	A_n38_k5	38	5
Augerat	A_n39_k5	39	5
Augerat	A_n39_k6	39	6
Augerat	A_n44_k7	44	7
Augerat	A_n45_k6	45	6
Augerat	A_n45_k7	45	7
Augerat	A_n46_k7	46	7
Augerat	A_n48_k7	48	7
Augerat	A_n53_k7	53	7
Augerat	A_n54_k7	54	7
Augerat	A_n55_k9	55	9
Augerat	A_n60_k9	60	9
Augerat	A_n61_k9	61	9
Augerat	A_n62_k8	62	8
Augerat	A_n63_k9	63	9
Augerat	A_n64_k9	64	9
Augerat	A_n80_k10	80	10

Cuadro 2.4: Instancias Propias

<i>Instancias</i>	<i>Código Instancia</i>	<i>nodos</i>	<i>Numero de Vehiculos</i>
Own Instances	VRP_n20_k4	20	4
Own Instances	VRP_n50_k4	50	4
Own Instances	VRP_n100_k4	100	4

El cuadro 2.5 compara los resultados entre ambas metaheurísticas Simulated Annealing and Genetic Algorithm. De las 24 Instancias de Augerat corridas, El algoritmo Genético solo supera al Recocido Simulado en dos casos: $A_{n33.k6}$ y $A_{n36.k5}$. Dados los resultados anteriores, se decidio correr el Recocido Simulado para las instancias creadas por el autor. De acuerdo a los resultados obtenidos, el algoritmo genético reporta mejores resultados en instancias con pocos nodos y pocos vehículos, logrando GAP de 2,5 % como su mejor resultado en la instancia $A_{n33.k6}$. Sin embargo, el algoritmo genético muestra menos exactitud, a medida que se incrementan el número de nodos y de vehículos. Finalmente si comparamos los GAP de ambos métodos, tenemos que el GAP promedio del recocido simulado es 8,109 % comparado con el GAP promedio del algoritmo genético que es de 20,25 %, con lo cual se demuestra que el recocido simulado es más consistente.

Debido a lo descrito anteriormente, se observa como el Algoritmo de recocido simulado propuesto obtiene mejores resultados que el modelo propuesto por Mazin en [56], lo cual lo hace adecuado para ser aplicado en el problema de asignación de recursos en un sistema de distribución de energía eléctrica.

2.5.8. COMPARACIÓN ENTRE TÉCNICAS EXACTAS Y LA METAHEURÍSTICA RECOCIDO SIMULADO

Se corrieron cinco replicas por cada instancia con el proposito de encontrar a partir de allí, una mejor solución factible, en el cuadro 2.6 se muestra un resumen de la mejor y de la peor solución encontrada para la función objetivo con sus respectivos GAP's.

Con respecto a las instancias de Augerat $A_{n32.k5}$ y $A_{n45.k6}$, el método de cortes de Gomory no pudo encontrar una solución y adicional el computador se quedó corto por memoria. Mientras que con la metaheurística de recocido simulado, no solo encontró una solución factible, sino que logro conectar todas las falla, cosa que no se logro con el otro método, las siguientes son las mejores soluciones para las instancias $A_{n32.k5}$ y $A_{n45.k6}$, 867,3Km con una brecha de 10,6 % y 1090,5Km con una brecha de 15,5 % respectivamente.

Cuadro 2.5: Comparación de resultados entre Algoritmo Genético y Recocido Simulado

	Code Instance	Optimo	Solution SA	Solution GA	GAP SA	GAP GA
Augerat	A_n33_k5	661	686,900	708,212	3,918 %	7,143 %
Augerat	A_n33_k6	742	791,700	760,682	6,698 %	2,518 %
Augerat	A_n34_k5	778	819,200	821,853	5,296 %	5,637 %
Augerat	A_n36_k5	799	892,500	839,529	11,702 %	5,072 %
Augerat	A_n37_k5	669	753,300	723,694	12,601 %	8,175? %
Augerat	A_n37_k6	949	991,700	1028,563	4,499 %	8,384 %
Augerat	A_n38_k5	730	785,400	838,294	7,589 %	14,835 %
Augerat	A_n39_k5	822	880,600	944,844	7,129 %	14,945 %
Augerat	A_n39_k6	831	894,000	961,850	7,581 %	15,746 %
Augerat	A_n44_k7	937	980,000	1157,653	4,589 %	23,549 %
Augerat	A_n45_k6	944	1090,500	1337,812	15,519 %	41,717 %
Augerat	A_n45_k7	1146	1182,500	1316,689	3,185 %	14,894 %
Augerat	A_n46_k7	914	1010,500	1053,587	10,558 %	15,272 %
Augerat	A_n48_k7	1073	1151,200	1261,784	7,288 %	17,594 %
Augerat	A_n53_k7	1010	1140,200	1226,824	12,891 %	21,468 %
Augerat	A_n54_k7	1167	1264,300	1266,401	8,338 %	8,518 %
Augerat	A_n55_k9	1073	1130,700	1451,311	5,377 %	35,257 %
Augerat	A_n60_k9	1408	1460,900	1587,621	3,757 %	12,757 %
Augerat	A_n61_k9	1035	1180,100	1388,399	14,019 %	34,145 %
Augerat	A_n62_k8	1290	1371,100	1610,668	6,287 %	24,858 %
Augerat	A_n63_k9	1634	1694,200	2227,145	3,684 %	36,300 %
Augerat	A_n64_k9	1402	1532,300	1640,996	9,294 %	17,047 %
Augerat	A_n69_k9	1168	1295,700	1531,284	10,933 %	31,103 %
Augerat	A_n80_k10	1764	1946,100	2437,000	10,323 %	38,152 %

Cuadro 2.6: Resultados Instancias Corridas

<i>Instancias</i>	<i>Codigo Intancias</i>	<i>Solución Inicial</i>	<i>Función Objetivo</i>	<i>Tiempo</i>	<i>GAP %</i>
Augerat	A_n32_k5 (Optimum784)	2096259 Kms	867,3 Kms	559.405	10,6 %
		2043,638 Kms	913,4 Kms	566.700	16,5 %
Augerat	A_n33_k5 (Optimum 661)	1776,524 Kms	686,9 Kms	568,600	3,9 %
		1629,680 Kms	762,5 Kms	584,100	15,3 %
Augerat	A_n33_k6 (Optimum 742)	1718,671 Kms	791,7 Kms	664,400	6,7 %
		1847,044 Kms	822,9 Kms	647,500	10,9 %
Augerat	A_n34_k5 (Optimum 778)	1979,247 Kms	819,2Kms	596.586	5,3 %
		1689,617 Kms	879,1Kms	627.854	13,0 %
Augerat	A_n36_k5 (Optimum 799)	2073.743 Kms	885,8 Kms	679,994	10,90 %
		2039.160 Kms	892,5 Kms	680,735	11,7 %
Augerat	A_n37_k5 (Optimum 669)	2062.352 Kms	753,3Kms	700,984	12,60 %
		2103.596 Kms	795,8 Kms	638,092	18,90 %
Augerat	A_n37_k6 (Optimum 949)	2152.822 Kms	991,7 Kms	775,521	4,5 %
		2173.371 Kms	1067,1 Kms	771,559	12,4 %
Augerat	A_n38_k5 (Optimum 730)	2050.573 Kms	785.4 Kms	735,802	7,60 %
		2029.219 Kms	900.7 Kms	752,185	23,40 %
Augerat	A_n39_k5 (Optimum 822)	2025.318 Kms	880.6 Kms	827,982	7,20 %
		2075.404 kms	921.4 Kms	796,167	12,10 %
Augerat	A_n39_k6 (Optimum 831)	2350.559 Kms	894.0 Kms	910,06	7,6 %
		2231.764 Kms	955.9 Kms	772,533	15,0 %
Augerat	A_n44_k7 (Optimum 937)	2639.4Kms	980.0 Kms	862,469	4,60 %
		2677.2Kms	1095.5 Kms	830,295	16,9 %
Augerat	A_n45_k6 (Optimum 944)	2880.1 Kms	1090.5 Kms	851,324	15,50 %
		2897.8 Kms	1178.1 Kms	878,286	24,8 %
Augerat	A_n45_k7 (Optimum 1146)	2497.707 Kms	1182,5	846,353	3,20 %
		2544.346 Kms	1308,9	930,032	14,20 %

Cuadro 2.7: Resultados Instancias Propias

<i>Instancias</i>	<i>Codigo Instancias</i>	<i>Solución Inicial</i>	<i>Función Objetivo</i>	<i>Tiempo</i>	<i>Improve</i>
Instancias Propias	VRP_n20_k4	1060540.4 Kms	543031,5	349,327	48,8 %
		876586.5 Kms	575669,2	360,005	34,30 %
Instancias Propias	VRP_n50_k4	1977308.3 Kms	648578,4	894,896	67,20 %
		1955500.9 Kms	747570,9	895,401	61,70 %
Instancias Propias	VRP_n100_k4	5135753.5 Kms	922103,5	1944,118	82,00 %
		5304346.4 Kms	1017329,2	2229,262	80,80 %

Con respecto a las instancias propuestas por el autor, las soluciones obtenidas por el método de cortes de Gomory, dejó varias de las 20 fallas sin visitar. Por ejemplo, la solución para la instancia VRP_n20_k4 fue de 184, 169Km ver cuadro 2.2 y se quedaron 14 fallas sin atender, como se puede ver en la figura 2.2.

Por otro lado con la metaheurística de recocido simulado (Simulated Annealing), ver cuadro (2.7) no solo visitó todos los puntos donde hubo una falla o interrupción del servicio, sino que también reduce la distancia recorrida en 543031, 5Km que comparada con la solución inicial de 1060540, 4Km muestra una mejora del 48,8%. En general, con la metaheurística de recocido simulado se lograron mejoras superiores al 30% en relación con todas las soluciones iniciales. Otro punto a favor, es que el modelo propuesto en este trabajo, prioriza por tipo de falla y se puede ver cómo mientras en la instancia VRP_n50_k4 , el modelo con cortes de Gomory se queda corto por memoria (ver cuadro 2.2), con la metaheurística de recocido simulado se encuentra una solución de 648578, 4Km, dando atención a todas las fallas presentadas (ver cuadro 2.7).

2.6. CONCLUSIONES

En este capítulo se propone el ruteamiento de vehículos (VRP) como una alternativa para abordar desde la logística, una respuesta a situaciones de la vida real como lo son las fallas en un sistema de distribución de energía eléctrica. La restauración del servicio se basa en una estrategia de asignación de recursos basada en criterios de prioridad, que pueden mejorar los indicadores de calidad de las empresas de servicios públicos, como lo son tiempo de indisponibilidad del servicio, rapidez en la respuesta, entre otros. Se pueden resaltar los siguientes elementos:

- A diferencia de las demandas deterministas o estocásticas de los VRP tradicionales, las demandas en nuestro problema son binarias (falla/no falla), por lo tanto, una demanda en nuestro caso, es equivalente a una solicitud de restauración del servicio
- Además, mientras que en los VRP tradicionales la ubicación de los clientes es constante, en este caso, la ubicación de los nodos (solicitudes de restauración) siempre varían porque es muy poco probable que el mismo dispositivo falle repetidamente.

- En comparación con las técnicas exactas, la metaheurística recocido simulado (Simulated Annealing), logró mejoras significativas, con reducciones de distancia superiores al 30 % para todas las soluciones iniciales y garantizando visitas de los equipos de trabajo a todas las fallas. De acuerdo a los resultados obtenidos, el algoritmo genético mostro mejores rendimientos en instancias pequeñas, aquellas que involucran pocos nodos y vehículos, logrando su mejor resultado en la instancia *A_n33_k6* con un GAP de 2,5 %. Sin embargo, en instancias donde el número de nodos es más grande, la metaheurística del Algoritmo Genéticos (AG) muestran menos precisión. Se puede ver cómo no se adaptó bien a nuestro modelo, ya que en solo dos de las instancias de Augerat fue mejor que la metaheurística de recocido simulado SA y en solo uno el comportamiento fue casi igual al resto. En los otros casos, los resultados del GAP son superiores y en las instancias consideradas como grandes, los resultados son mejores en la metaheurística de recocido simulado. razón por la cual se elige para dar solución a nuestro modelo.

- En este caso el problema de ruteamiento de vehículos (VRP) es usado desde dos alternativas, de atención de las fallas, o sea buscar la menor distancia recorrida desde el centro de distribución (centro de control) hasta el punto donde se origina la misma y la otra, es atender la falla más importante en este caso la de prioridad más alta, es por esto que las rutas de atención que encuentra el modelo son minimizando la distancia recorrida con la mayor prioridad.

- Para mejorar la indisponibilidad del sistema se asignó a cada grupo de trabajo al menos una falla de prioridad cero que es la más alta, de tal forma que sean las primeras en ser reparadas, en cuanto a la especialidad de la cuadrilla se parte del supuesto que todas tienen la misma capacidad y las mismas habilidades para atender las fallas ocurridas, esta forma de ver el problema, dio luces para plantear un modelo que adicional de atender la falla, asignará la cuadrilla más idónea.

Capítulo 3

CONTROL ÓPTIMO DE ACCIÓN REACTIVA

En este capítulo se propone un modelo estático de optimización para el proceso de atención de fallas en un sistema de distribución de energía eléctrica, buscando mejorar la confiabilidad de este. En las siguientes secciones describiremos la dificultad del problema planteado, la propuesta del método de solución, los resultados de la simulación y por último las conclusiones y algunas recomendaciones para darle continuidad al estudio.

3.1. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA EN LA FORMA DINÁMICA

En esta sección se describe el problema que se ha venido trabajando, pero con un enfoque dinámico, para así poder hacer uso de técnicas de control óptimo. La diferencia radica en lo siguiente, mientras en el problema propuesto en la sección 2.1, parte del hecho de que las fallas ya ocurrieron y se debe aplicar un modelo VRP para asignar los grupos de trabajo, en el enfoque dinámico lo que se busca es atender las fallas a medida que estas vayan apareciendo, debido a esto se deben tener en cuenta dos cosas, la formulación de un modelo de aparición de fallas en el sistema de distribución de energía eléctrica y el planteamiento de una estrategia de control óptimo para la atención de las mismas, de forma que mejore la confiabilidad del servicio, con respecto al modelo convencional de “asignación secuencial” que actualmente se usa [60].

A continuación se hace un bosquejo en bloques del funcionamiento del controlador, lo primero es que la referencia del sistema es $r[k] = 0$, esto quiere decir que cuando el sistema esté operando no debe existir ninguna falla, en el momento en el que la referencia cambia a $r[k] = 1$, hay un cambio en el error $e[k] = -1$, esto se debe a que un dispositivo del sistema falló y este debe ser reparado, entonces en el instante Δ_t que ocurrió esa falla en el sistema, el controlador manda una señal de control $u[k]$ para que el sistema sea restaurado de forma óptima como se muestra en la figura 3.1.

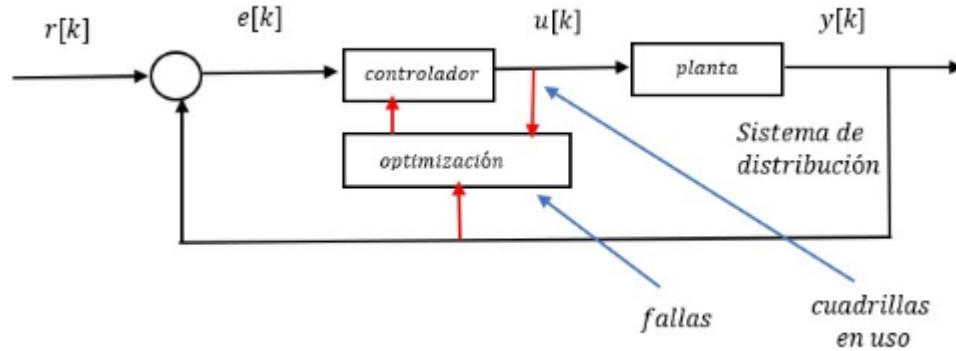


Figura 3.1: Diagrama de Bloques Modelo Dinámico

donde

- $r[k]$ =referencia del sistema, siempre debe estar en cero (sistema sin falla).
- $e[k]$ =Error del Sistema ($e[k]=r[k]-y[k]$)
- $u[k]$ =Señal de Control (grupo de trabajo o cuadrilla óptima).
- $y[k]$ =Salida del Controlador (estado del sistema), donde:

$$y_i[k] = \begin{cases} 0 & \text{si el sistema en el nodo } i \text{ no está en falla.} \\ 1 & \text{si el sistema en el nodo } i \text{ está en falla.} \end{cases}$$

La ocurrencia de fallas en los sistemas y específicamente en un sistema de distribución de energía eléctrica son fenómenos aleatorios, dado que no se conoce el tiempo exacto, el lugar o el tipo de falla que puede ocurrir, de esta misma forma, las reparaciones a estas fallas también son procesos aleatorios, dado que no se conoce ni el tiempo que le puede tomar al grupo de trabajo desplazarse hasta el punto de falla, ni el tiempo que puede tomar en repararla, por lo anterior, el enfoque de control óptimo para las fallas debe incluir probabilidades en su formulación [61].

Se debe recurrir a los procesos de Markov, que son un enfoque dinámico en el análisis de procesos estocásticos y es el que mejor describe este tipo de procesos aleatorios [62], se define un sistema de ecuaciones diferenciales con coeficientes constantes asumiendo una distribución exponencial de las probabilidades [47], el problema radica en la formulación de un modelo dinámico que permita determinar puntos, tipos y tiempos de falla, para formular así la mejor metodología de atención a estas, minimizando tiempos de desplazamiento y reparación.

El estudio se sustenta en una base de datos proporcionada por una compañía prestadora de servicio eléctrico en Colombia. En esta base de datos se encuentra documentada la ocurrencia de fallas y su respectiva reparación en un periodo de un año. Durante este año ocurren 27971 fallas, atendidas en 8711 puntos geográficos diferentes por 14 tipos de grupo de trabajo. Donde cada grupo de trabajo se especializa en algún tipo de falla específica, en la actualidad la empresa cuenta con un total de 133 grupos de trabajo.

Al momento de proponer una metodología para el control de procesos con tendencia aleatoria es importante garantizar un alto nivel de confianza en que los resultados serán los esperados, para esto se deben realizar pruebas de validación [47]. La dificultad en el caso de la atención de las fallas en un sistema de distribución, radica en que el costo que puede implicar la implementación de nuevos esquemas de control puede ser muy elevado y que en el caso de que el método no brinde los resultados esperados, este costo se convertiría en pérdida. Debido a esto se usa la herramienta de simulación analizando una muestra aleatoria y representativa, con soporte en diferentes pruebas estadísticas de aleatoriedad, tendencia e independencia para validar el modelo propuesto garantizando un alto nivel de confianza [63].

3.2. MÉTODO DE SOLUCIÓN

3.2.1. PRUEBAS ESTADÍSTICAS DE AJUSTE DE DATOS

Con la información que proporciona la base de datos se procede a validar el ajuste de estos a los modelos disponibles en la literatura [64][65][47], para generar así un esquema de simulación que proporcione un comportamiento similar al sistema real, se tienen en cuenta tres variables principales, que son: i) tiempo de falla (t_f), ii) tiempos de desplazamiento (t_d), y iii) tiempos de reparación (t_{ri}).

Es importante notar que se tiene interés realmente en el tiempo de falla t_f y tiempo de restauración del punto de falla, para condensar, esta variable $t_r = t_{ri} + t_d$.

Se busca a continuación validar el ajuste de los datos a los modelos comunes; se realiza la prueba de aleatoriedad *runtest*[66], prueba de tendencia *Mann-Kendall*[65] y prueba de independencia por diagrama de autocorrelación[47].

En la sección 3.5 se detalla el resultado de estas pruebas, donde se determina que las variables son aleatorias, homogéneas e independientes, con lo cual es correcto ajustar los datos a una distribución de probabilidad, de las cuales se prueba *Distribución exponencial*, *Distribución Normal*, y *Distribución Log-Normal* [64] cuyos resultados también se detallan allí.

3.3. MÉTODO DE SIMULACIÓN

Debido al ajuste que tienen los datos al modelo exponencial es correcto utilizar el método de Markov continuo para simular los datos [46]. El sistema de ecuaciones diferenciales se define así [47]:

$$\begin{bmatrix} \dot{P}_o(t) \\ \dot{P}_f(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\lambda & \mu \\ \lambda & -\mu \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_o(t) \\ P_f(t) \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

donde P_o es la probabilidad de operación normal, P_f es la probabilidad de falla, λ es la tasa de fallas (fallas por unidad de tiempo), y μ es la tasa de reparación (reparaciones por unidad de tiempo).

Las tasas de falla y reparación se calculan como [67]:

$$\lambda = \frac{1}{mttf}, \quad \mu = \frac{1}{mttr}$$

donde $mttf$ es el tiempo medio entre fallas y $mttr$ es el tiempo medio de reparación.

Teniendo en cuenta el teorema del tamaño de la muestra que se presenta en [47], con un nivel de confianza del 90% y un margen de error de 10%, una muestra de 67 puntos de falla es representativa del sistema completo. La base de datos proporciona las coordenadas (UTMx,UTMy). Se toman aleatoriamente 67 puntos de falla que serán simulados. A cada uno de estos puntos se les estudia t_f y t_r para sintetizar los conjuntos λ_i y μ_i para $i = 1, 2, 3, \dots, 67$. Bajo criterios similares se definen 5 tipos de fallas y 5 tipos de grupos de trabajo para la simulación.

De acuerdo a lo que se describe en la base de datos con respecto a que cada grupo de trabajo esta especializado en algún tipo de falla, se define una matriz de habilidades de la siguiente forma:

$$H = \begin{bmatrix} h_{j1} & h_{j2} \cdots & h_{jk} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{J1} & h_{J2} \cdots & h_{JK} \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

Donde h_{jk} representa el tiempo estimado que le toma a un grupo tipo j en reparar una falla tipo k , de la base de datos se conoce que un grupo de trabajo puede tardar entre 1-5 horas en reparar alguna falla de acuerdo a su habilidad para el tipo de falla en cuestión. La diagona principal representa la falla para la cual cada grupo es experto, por ejemplo el elemento h_{11} , en este caso esto quiere decir que el grupo de trabajo 1 es experto o tiene más conocimiento para reparar ese tipo de falla y así sucesivamente hasta el elemento h_{JK} que es el J -esimo grupo, experto en reparar la K -esima falla.

Utilizando la definición de probabilidad por frecuencia relativa, se calcula el siguiente vector de probabilidades puntuales para el tipo de falla.

$$P_{tfk} = [P_{tf1}, P_{tf2}, P_{tf3}, \cdots, P_{tfK}] \quad (3.3)$$

En general se tendrían j grupos de trabajo, con especialidad en cada una de las distintas k tipo de fallas, distribuidos así: n_1 grupos para las fallas tipo 1, n_2 grupos para las fallas tipo 2, hasta un total de n grupos, cada uno compuesto por un número determinado de personas. Adicional se define la existencia de l centros de control a los cuales los distintos tipos de grupos convergen cuando no estan atendiendo algún tipo de falla k , para nuestro caso particular la simulación contó con tres centros de control que se ubican en coordenadas UTMx y UTM_y como centroides de la muestra. De esta forma es posible definir una matriz de ubicación de los grupos de trabajo U en (3.4) y una matriz de distancias D en (3.5).

$$U = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \cdots \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \cdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \cdots \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

de (3.4) se puede interpretar que los grupos 1, 2 y 3 son de tipo 1 y están ubicados en el centro de control 1, los grupos 4 y 5 en el centro de control 2, y así sucesivamente.

$$D = \begin{bmatrix} d_{i,1} & d_{i,2} & d_{i,3} & \cdots & d_{i,l_1} \\ d_{i,1} & d_{i,2} & d_{i,3} & \cdots & d_{i,l_2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \\ d_{i,1} & d_{i,2} & d_{i,3} & \cdots & d_{i,l_L} \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

donde $d_{i,l}$ es la distancia del punto de falla i al centro de control l esta distancia es función de las coordenadas UTM de cada punto.

De la misma forma, la matriz de habilidades para los grupos de trabajo queda:

$$H_a = \begin{bmatrix} h_{11} & \cdots & h_{1N} \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ h_{J1} & \cdots & h_{JN} \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

Donde h_{jn} es el tiempo estimado que le toma a un grupo de trabajo j reparar una falla tipo n . En esta matriz esta los tiempos que le toma a los distintos grupos de trabajo j reparar cada una de las fallas tipo n que aparecen en el sistema. Por ejemplo una falla tipo 5 atendida por grupo 1 se demorará más tiempo en ser reparada que si la misma falla es atendida por un grupo 5, el cual es experto en ellas.

3.4. ENFOQUE DE CONTROL ÓPTIMO

Sea u la señal de control: un vector columna de 14 elementos donde $u_l \in \{0, 1\}$ indicando el grupo de trabajo que se asigna a una nueva falla en el sistema.

Sea P_{tf} un vector de probabilidades para el tipo de falla. Para esta caso se definió M_{tf} como una matriz de estados de 67×5 donde M_{ik} es el numero de fallas tipo k que han ocurrido en el punto i . Así la probabilidad del tipo de falla sigue una distribución binomial negativa, este modelo es la probabilidad de que una falla en el punto i sea de tipo k .

Se desea minimizar el tiempo de desplazamiento y el tiempo de reparación para cada nueva falla que aparezca, de esta forma se define la función de costo:

$$J = t_d + t_r \quad (3.7)$$

Se puede calcular el tiempo de desplazamiento entre un un punto de falla y un centro de control como D_{il}/v donde $v \sim \mathcal{N}(50[km/h], 20[km/h])$. Se define E_f como un vector de 67 elementos donde $E_{f_i} \in \{0, 1\}$ indica el punto de ocurrencia de la falla. De esta forma $t_d = E_f^T(DU)u$. Asi mismo, El tiempo de reparación se puede penalizar por la probabilidad del tipo de falla asi $t_r = P_{tf}^T H_a u$. Reescribiendo (3.7) se tiene el siguiente problema de optimización para la aparición de una nueva falla:

$$\begin{aligned} & \text{minimizar}(E_f^T(DU) + P_{tf}^T H_a)u \\ & \text{sujeto a } \sum_j u = 1 \\ & u_j \in \{0, 1\} \end{aligned} \quad (3.8)$$

El anterior es un problema de optimización lineal entera , donde t_d es un valor discreto al igual t_r y que se puede resolver por cualquiera de los métodos que se describen en las referencias [68] ó [69].

3.5. RESULTADOS

En el cuadro 3.1 se presenta el resultado de las pruebas estadísticas a los datos t_f y t_r .

Cuadro 3.1: Pruebas estadísticas

Tipo de test	Nombre del test	Resultado t_f	Resultado t_r
Aleatoriedad	Run Test	Aleatorio	Aleatorio
Tendencia	Mann-Kendall	Estacionario	Estacionario
Independencia	Diagrama de Autocorrelación	Independiente	Independiente

Como se puede ver en el cuadro 3.1, se presentan los resultados de las prueba de bondad y ajuste de los datos a las distribuciones de probabilidad usadas para los tiempos de falla t_f y de reparación t_r usando la prueba *Kolmogorov-Smirnov*, de aquí se puede concluir que los datos son aleatorios o sea que no hay una dependencia lineal entre ellos y que el comportamiento que tienen en el tiempo es estacional, es decir, que no hay subidas o bajas repentinas, en este caso los datos son constantes.

Cuadro 3.2: Pruebas de bondad y ajuste de los datos diferentes distribuciones de probabilidad

Variable	Distribucion	Parametros		Ajuste
tf	Exponencial	$\beta = 0,48951$		si
tr	Exponencial	$\beta = 3,26115$		si
tf	Normal	$\mu = 0,48951$	$\sigma = 0,282614$	no
tr	Normal	$\mu = 3,26115$	$\sigma = 3,1713$	no
tf	Log-Normal	$\mu = -1,02102$	$\sigma = 0,998924$	no
tr	Log-Normal	$\mu = 0,642213$	$\sigma = 1,19567$	si

Con respecto al cuadro 3.2, se puede observar a que distribuciones y con que parámetros se ajustaron las distribuciones de t_f y t_r , por ejemplo si miramos la fila 2 del cuadro 3.2 vemos que la tasa de reparación es una distribución exponencial con media $\beta = 3,26115$ lo que quiere decir que en promedio una reparación se demora aproximadamente 3 horas.

Con el fin de validar el funcionamiento del algoritmo propuesto se realizan un total de 16 simulaciones en condiciones similares para un periodo de 365 días (1 año), en el cuadro 3.3 se muestran los resultados de estas simulaciones, con el fin de evaluar la indisponibilidad del servicio, los valores que se presentan son para el tiempo medio de reparación y el número de fallas ocurridas en cada periodo simulado, donde $mttr_c$ implica el tiempo medio de reparación con el método convencional de atención de fallas, y $mttr_p$ implica el tiempo medio de reparación con el método propuesto.

Cuadro 3.3: Resultados de simulación

Simulación	$mttr_p$	$mttr_c$	# fallas
1	1,866	2,5512	127
2	1,8735	2,6372	96
3	1,8677	2,4621	110
4	1,8651	2,5516	126
5	1,8767	2,5149	123
6	1,8409	2,3483	111
7	1,8501	2,6845	131
8	1,8287	2,4493	125
9	1,8782	2,3798	122
10	1,8817	2,5546	113
11	1,8649	2,5327	112
12	1,8654	2,629	124
13	1,8304	2,6273	127
14	1,8702	2,2748	111
15	1,8491	2,3467	112
16	1,8729	2,4828	116

Con los resultados obtenidos en el cuadro 3.3, se calculó el porcentaje de mejoría ($m\%$), para ello se tomó la media de los tiempos en cada simulación como m_c para los tiempos de reparación por el método convencional y m_p para los tiempos de reparación por el método propuesto para así con la ecuación (3.9) encontrar un porcentaje de mejoría $m\%$ que indica el tiempo en horas promedio que se redujo la tasa de reparación t_r .

$$m\% = \left(\frac{m_p}{m_c} - 1 \right) \times 100 = \left(\frac{2,501675}{1,86134375} - 1 \right) \times 100 = 34,4\% \quad (3.9)$$

La desviación estándar de este porcentaje según los datos del cuadro 3.3 es 7,504%.

3.6. CONCLUSIONES

En este capítulo se presenta una metodología de control por optimización para la atención de fallas en un sistema de distribución eléctrica, los resultados se validan utilizando cadenas continuas de Markov y un modelo de optimización que se presenta como un problema de programación lineal entera, los resultados muestran una mejoría global en la confiabilidad del servicio dado que se aumenta la disponibilidad del servicio entre 25 % y 35 %. Se pueden resaltar las siguientes conclusiones:

- Se propone un modelo de control óptimo partiendo de un proceso de Markov como se describe en la sección 3.3 con tasas de falla y de reparación constantes. Es de anotar que la validez de estos resultados tienen un alto nivel de confianza dado que se han realizado y se han documentado diferentes pruebas estadísticas que permiten acotar el tipo de modelo que se utiliza para la simulación.
- De forma general, el algoritmo de optimización asigna el mejor grupo de trabajo para cada nueva falla que aparece en el sistema usando el tiempo de desplazamiento hasta el lugar de la falla y el tiempo de reparación como los criterios más importantes, de tal forma que se optimice el modelo a través de la función de costo descrita en la sección 3.4.
- Con este modelo se simuló la generación de las fallas que son un insumo importante para el capítulo 4, pues es a partir de aquí que se mejora la función de costo en cuanto a la especialidad de la cuadrilla y a la probabilidad de operación del sistema, pues se tienen dos criterios por un lado se minimizan tiempos de desplazamiento y de reparación, pero por otro lado la asignación del grupo está sujeta a aquel que mejore el funcionamiento del sistema de modo que sea menos probable que vuelva a fallar, o sea que la probabilidad sea lo más cercana a uno.

Capítulo 4

CONTROL ÓPTIMO DINÁMICO

En este capítulo se propone una nueva estrategia para el control óptimo de recursos en un sistema de distribución de energía para la restauración del servicio, teniendo en cuenta lo siguiente: Como primero una contribución un modelo de espacio de estado discreto como una cadena de Markov discreta que describe la dinámica implícita del comportamiento de las fallas, segundo el tiempo de reparación y la distancia a la falla, donde vale la pena señalar que el modelo considera la tasa de falla y la tasa de reparación de los equipos de trabajo usando datos reales, la tercera contribución es una solución de control óptima de objetivos múltiples basada en un algoritmo de búsqueda exhaustivo donde la señal de control obtenida es la asignación del equipo que atiende la falla. El enfoque propuesto se evalúa para varios escenarios considerando datos reales.

4.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Consideremos la probabilidad de falla y operación de un punto de un Sistema de Distribución de Energía Eléctrica de la ecuación (3.1) de la siguiente manera:

$$\begin{bmatrix} \dot{P}_o \\ \dot{P}_f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\lambda & \mu \\ \lambda & -\mu \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_o(t) \\ P_f(t) \end{bmatrix}$$

Sea $P_o(t)$ la probabilidad de operación y $P_f(t)$ la probabilidad de falla de cada punto en el sistema, además λ es la tasa de falla (número de fallas por unidad de tiempo) y μ es la tasa de reparación (número de reparaciones por unidad de tiempo). Con estos parámetros se puede obtener un modelo discreto de (3.1) según [70], a continuación se presenta el modelo propuesto:

$$\frac{P_o[k+1] - P_o[k]}{\Delta t} = -\lambda P_o[k] + \mu P_f[k] \quad (4.1)$$

Donde Δt es el tiempo de muestreo y $P_o[k]$ la probabilidad de operación en la muestra k .

Se debe tener en cuenta lo siguiente:

$$P_o[k] + P_f[k] = 1 \quad (4.2)$$

por lo tanto

$$P_f[k] = 1 - P_o[k] \quad (4.3)$$

De acuerdo a lo anterior, se puede expresar la probabilidad de operación $P_o[k + 1]$ en el instante $k + 1$ como una ecuación en diferencias que describa la probabilidad de falla de un punto cualquiera $P_o[k]$ en términos de λ and μ .

$$P_o[k + 1] = (1 - (\lambda + \mu) \Delta t) P_o[k] + \mu \Delta t \quad (4.4)$$

La ecuacion (4.4) describe la dinámica implícita del funcionamiento de cada punto de un Sistema de Distribución de Energía Eléctrica.

Si un punto del sistema no está operativo, se debe enviar un equipo de trabajo para cambiar el estado existente de no operacional, a operacional, teniendo en cuenta que hay una distancia donde se relaciona el desplazamiento del equipo de trabajo del centro de control al punto de falla.

Por ello se deben definir dos matrices, una matriz de ubicación de los equipos de trabajo U en (4.5) y una matriz de distancia D en (4.6).

$$U = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

De la matriz (4.5) podemos interpretar que los grupos de trabajo 1, 2 y 3 son tipo 1 , es decir, están especializados en reparar fallas tipo 1 y se encuentran localizados en el centro de 1, mientras que los equipos de trabajo 4, 5 y 6 están localizados en el centro de control 2 y así sucesivamente hasta el centro de control l (filas de la matriz (4.5)).

La anterior matriz (4.5), tendrá en las filas los centros de control y en las columnas los grupos de trabajo existentes en la empresa.

A continuación se tiene la matriz (4.6), que almacena las distancias que hay desde cada centro de control al lugar de ocurrencia de cada una de las fallas en el sistema.

$$D = \begin{bmatrix} d_{1,1} & d_{1,2} & \cdots & d_{1,L} \\ d_{2,1} & d_{2,2} & \cdots & d_{2,L} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{I,1} & d_{I,2} & \cdots & d_{I,L} \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

Así podemos ver que por ejemplo $d_{1,1}$ es la distancia del punto de falla 1 al centro de control 1, en general tenemos que $d_{i,l}$ es la distancia del punto de falla i al centro de control l , esta distancia esta en función de las coordenadas UTM (Universal Transverse Mercator) para cada punto.

Por lo tanto la distancia a la falla i , desde un grupo de trabajo seleccionado (señal de control $u[k]$) en el instante de tiempo k (time instant $t_k = k\Delta t$) se puede calcular como se muestra a continuación:

$$d_i[k] = E_f D U u[k] \quad (4.7)$$

Donde E_f se puede definir como un vector fila de i elementos, donde $E_{f_i} \in \{0, 1\}$ indica el punto de ocurrencia de la falla.

Por otro lado, el tiempo de reparación que requiere cada grupo de trabajo de las habilidades de la misma. Para este fin, se define una matriz de habilidades de la siguiente forma:

$$H = \begin{bmatrix} h_{11} & \cdots & h_{1N} \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ h_{J1} & \cdots & h_{JN} \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

Donde h_{jn} es el tiempo promedio que le toma a un grupo de trabajo j , reparar una falla tipo n

Por lo tanto, el tiempo de reparación que requiere un grupo de trabajo (señal de control $u[k]$) en la muestra k , se puede calcular como sigue:

$$t_r = P_{tf} H_a u[k] \quad (4.9)$$

De la ecuación (4.9), P_{tf} es el vector de probabilidades para cada tipo de falla, el cual sigue una distribución binomial negativa, donde $P_{tf} = [p_{i1}, \dots, p_{in}, \dots, p_{i5}]$ es la probabilidad de ocurrencia para cada falla en el punto i . Este modelo describe la probabilidad en el punto i que es tipo n .

4.1.1. MODELO DINÁMICO PROPUESTO

El siguiente modelo en diferencias $x_i[k + 1] = f(x_i[k], u[k])$ considera la dinámica implícita entre la distancia y la tasa de reparación para cada punto i :

$$\begin{aligned} P_i[k + 1] = & \alpha((1 - \Delta t(\lambda + \mu))P_i[k] + \mu\Delta t) \\ & + \beta(P_i[k] + \Delta t \cdot f_1(E_f D U u[k])) \\ & + \theta(P_i[k] + \Delta t \cdot f_2(P_{t_f} H_a u[k])) \end{aligned} \quad (4.10)$$

Donde $u[k]$ es la señal de control definida como un vector columna, talque $u_i \in \{0, 1\}$ indica el grupo de trabajo asignado a una falla en el sistema. α , β , θ son los pesos del modelo que relaciona la dinámica implícita del modelo, la tasa de desplazamiento y la tasa de reparación respectivamente.

La diferencia existente entre el modelo propuesto en la sección 3.4, ecuación (3.7) radica en que mientras en ese modelo las tasas de desplazamiento y reparación son discretas, en el modelo de la ecuación (4.10), f_1 (tasa de desplazamiento) y f_2 (tasa de reparación) están definidas como las siguientes funciones de probabilidad:

$$f_1 = \frac{1}{\Delta t \sqrt{2\pi\sigma_1^2}} \cdot e^{-\frac{(\ln \Delta t - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2}} \quad (4.11)$$

$$f_2 = \frac{1}{\Delta t \sqrt{2\pi\sigma_2^2}} \cdot e^{-\frac{(\ln \Delta t - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2}} \quad (4.12)$$

Y μ_1 , σ_1 son calculadas de la siguiente manera:

$$E_{x_1} = \frac{d_i}{50Km/h} \quad (4.13)$$

$$V_{x_1} = \left[\frac{40d_i}{2100Km^2/h^2} \right]^2 \quad (4.14)$$

$$\sigma_1^2 = \ln \left(\frac{V_{x_1}}{E_{x_1}^2} + 1 \right) \quad (4.15)$$

$$\mu_1 = \ln E_{x_1} - \frac{\sigma_1^2}{2} \quad (4.16)$$

and μ_2 and σ_2 are computed as:

$$E_{x_2} = t_r \quad (4.17)$$

$$V_{x_2} = (t_r)^2 \quad (4.18)$$

$$\sigma_2^2 = \ln \left(\frac{V_{x_2}}{E_{x_2}^2} + 1 \right) \quad (4.19)$$

$$\mu_2 = \ln E_{x_2} - \frac{\sigma_2^2}{2} \quad (4.20)$$

Con d_i y t_r calculadas usando: (4.7) y (4.9).

4.1.2. MODELO DE CONTROL ÓPTIMO MULTI-OBJETIVO

El objetivo es minimizar el tiempo de desplazamiento y el tiempo de reparación para cada nueva falla que aparece en el sistema, para tal fin se propone la función de costo (4.21). El sistema debe estar operable en todo momento (por lo que la suma de las probabilidades operativas debe ser igual a uno, de acuerdo a la ecuación (4.2)). Dentro de la función de costo (4.21) se tienen las tasas de desplazamiento y de reparación propuestas en las ecuaciones (4.11), las cuales son funciones de probabilidad lognormal sobre las cuales opera la señal de control $u[k]$ de tal forma que se optimice la función de costo (4.21), para este fin se propone un algoritmo de búsqueda exhaustivo, el cual tiene como objetivo maximizarla probabilidad de operación, asignando el grupo de trabajo más idóneo para tal fin, de forma que se minimicen tanto la tasa de desplazamiento, como la tasa de reparación. Por último la función de costo (4.21) es una combinación de los múltiples objetivos del problema con los parámetros de forma α para la dinámica de las fallas, β para la tasa de desplazamiento y θ para la tasa de reparación y que se basa en la ecuación de espacio de estado del modelo de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} J = & \alpha((1 - \Delta t(\lambda + \mu))P_i[k] + \mu\Delta t) \\ & + \beta(P_i[k] + \Delta t \cdot f_1(E_f D U u[k])) \\ & + \theta(P_i[k] + \Delta t \cdot f_2(P_{tf} H_a u[k])) \end{aligned} \quad (4.21)$$

siendo i el nodo que está en estado de falla.

La solución que se obtiene es la maximización de la probabilidad de operación (maximizar J), en función de la tasa de desplazamiento y la tasa de reparación de la ecuación (4.11), calculando la señal de control $u[k]$.

$$u[k] = \underset{u[k]}{argmax} J \quad (4.22)$$

Vale la pena aclarar que la señal de control óptimo obtenida es la asignación del grupo de trabajo que repara la falla que aparece en el sistema de distribución.

4.2. RESULTADOS y DISCUSIÓN

4.2.1. RESULTADOS DE SIMULACIÓN PARA APARICIÓN DE FALLAS Y PROBABILIDAD DE OPERACIÓN

Para evaluar el rendimiento del método, se consideran varios escenarios. Los datos utilizados para este estudio consideran la base de datos presentada en [4] y teniendo en cuenta la teoría del tamaño de la muestra presentada en [17], con un nivel de confianza del 90 % y un margen de error del 10 %, una muestra de n puntos puede ser representativa del sistema. En nuestro caso se trabajaron dos simulaciones así: una de 30 puntos de falla y un período de 48 horas y otra para 30 puntos de falla y un período de 72 horas respectivamente, pero el modelo es general para cualquier número de puntos y cualquier tiempo de simulación. La base de datos esta en coordenadas (UTM_x, UTM_y) . Para cada uno de estos puntos se estudia t_f and t_r y se tiene λ_i y μ_i para cada falla $i = 1, 2, 3, \dots, n$. Con igual criterio, se definen 5 tipos de fallas y 5 de grupos de trabajo especialistas en reparar cada tipo de falla para la simulación que se corrió. Usando la definición de probabilidad $\binom{n_i}{n}$, se calcula el vector de probabilidades puntuales para cada tipo de falla [71].

$$P_{tfo} = \left[\binom{n_1}{n}, \binom{n_2}{n}, \dots, \binom{n_i}{n} \right] \quad (4.23)$$

Para nuestro caso se calcularon las siguientes probabilidades para cinco tipos de fallas distintas

$$P_{tfo} = [0,7446 \quad 0,0820 \quad 0,0718 \quad 0,0582 \quad 0,0434] \quad (4.24)$$

La simulación tiene 14 grupos de trabajo discriminados así: 8 de tipo 1, 2 de tipo 2, 2 tipo 3, 1 tipo 4 y 1 tipo 5. El tiempo de desplazamiento se calculó de acuerdo a la siguiente formula: D_{il}/v , donde $v \sim \mathcal{N}(50[km/h], 20[km/h])$.

En la figura 4.1, se muestra el número de fallas ocurridas durante un período de 48 horas, en un zona donde hay 30 puntos disponibles para la aparición de un falla cualquiera.

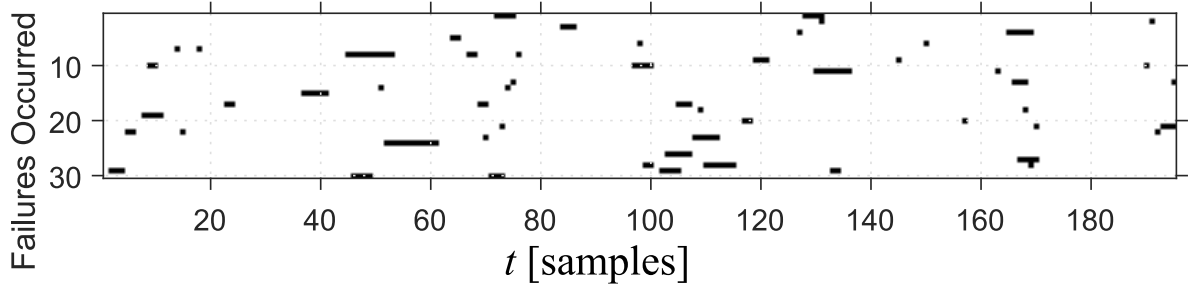


Figura 4.1.a. Simulación de fallas

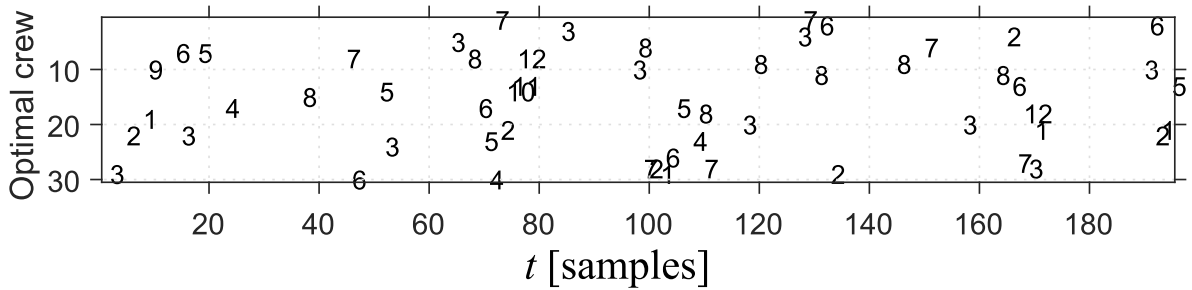


Figura 4.1.b. Grupo de trabajo

Figura 4.1: Simulación para 30 puntos de falla, durante un período de 48 horas usando un $\Delta t = 0,25$ horas, con su respectivo grupo de trabajo óptimo

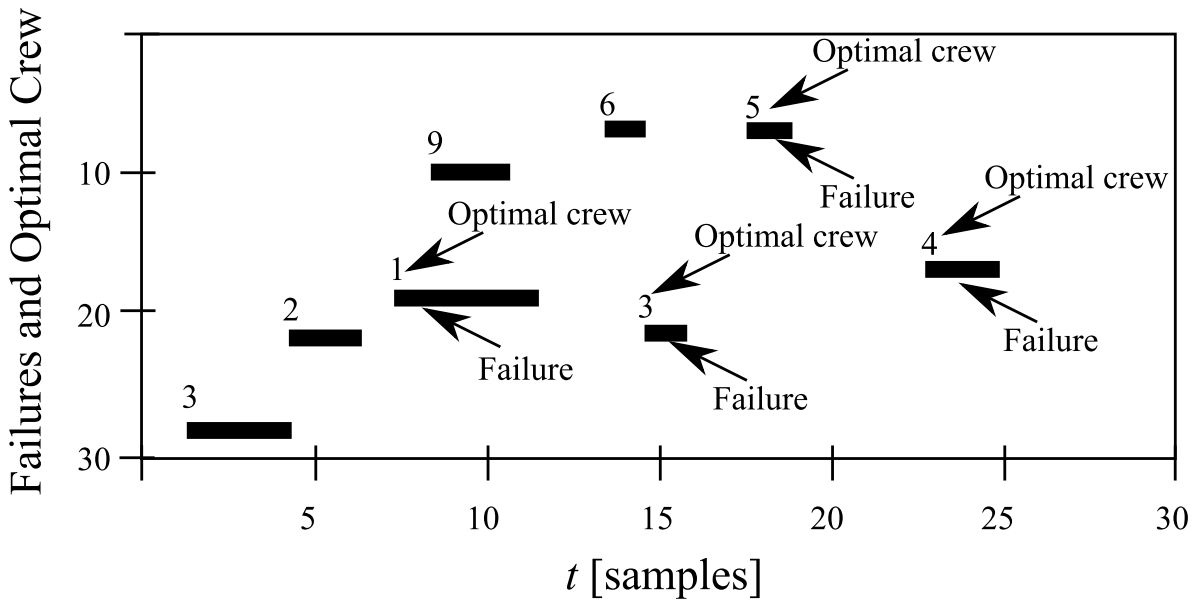


Figura 4.2: Segmento de 30 muestras de la figura 4.1 donde se muestra el grupo de trabajo o cuadrilla óptima (señal de control $u[k]$) para cada falla ocurrida en la muestra k .

la figura 4.1a muestra el instante en el cual ocurre la falla (en este caso 56 fallas) y cada línea negra muestra el inicio y el final del tiempo en el cual el dispositivo estuvo fuera de servicio, además la duración de la línea indica el tiempo que se demoraron en la reparación de la misma

En la figura 4.1b se puede observar cuales son los grupos de trabajo que se mandan a reparar las fallas ocurridas. El número total de fallas generadas en esta simulación fue de 56, cada grupo de trabajo enviado es una señal de control $u[k]$ obtenida para cada falla, solo existe un unico grupo asignado a cada punto.

Adicionalmente, la figura 4.2 es un zoom de la combinación de la figura 4.1, donde se muestra la duración de la falla junto con la cuadrilla que se envió a repararla. Por ejemplo, la primera falla que ocurrió fue reparada por la cuadrilla o grupo de trabajo 3, la segunda falla fue reparada por la cuadrilla o grupo de trabajo 2 y así sucesivamente, hasta la última falla que se observa que fue reparada por la cuadrilla o grupo de trabajo 4.

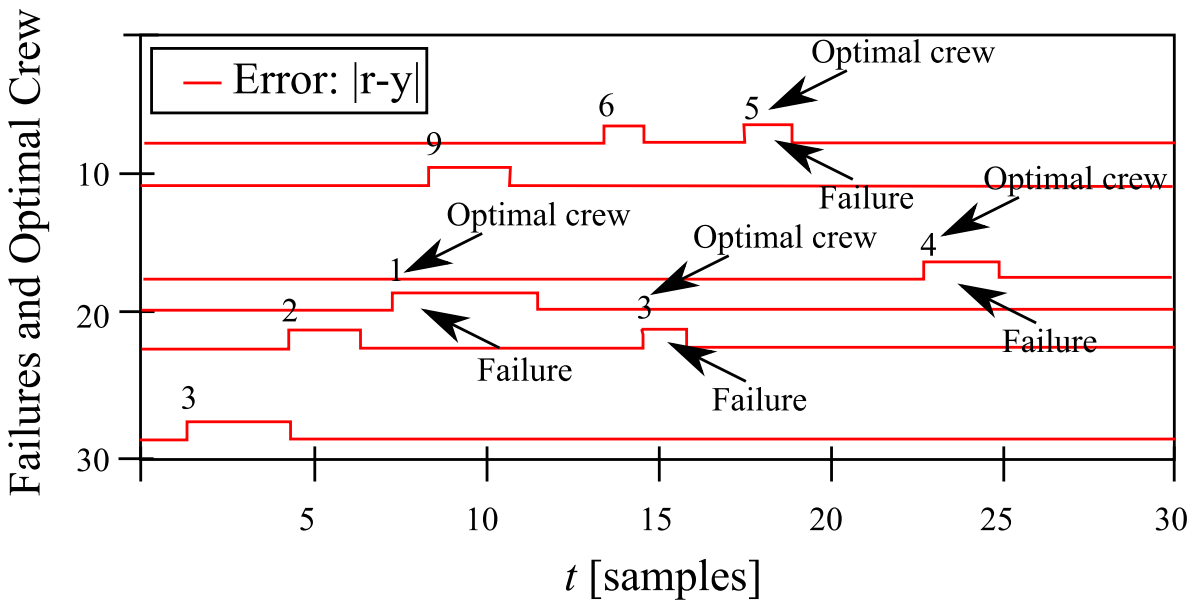


Figura 4.3: Segmento de 30 muestras de la figura 4.1 donde se muestra el grupo de trabajo o cuadrilla óptima (señal de control $u[k]$) para cada falla ocurrida en la muestra k y el valor absoluto del error $|r[k] - y[k]|$.

El error del sistema se presenta en la figura 4.3, cuando el sistema está en falla, por lo que se le asignará el valor absoluto de -1, en el momento que el sistema sea reparado el sistema volverá a su operación normal y se le asignará el valor de 0, lo cual significa que el sistema fue reparado.

En la figura 4.3 se muestran las líneas de error, donde se observa que el error para cada salida está en cero hasta que aparece la falla, en cuyo caso el valor absoluto del error es igual a uno. Se observa que el error desaparece (error igual a cero) cuando se envía la cuadrilla para atender la falla y transcurre los tiempos de reparación y desplazamiento.

La figura 4.4 muestra el histograma que describe el número de fallas atendidas por cada grupo de trabajo, para una simulación de 48 horas y 30 puntos de falla, con un $\Delta t = 0,25$ horas.

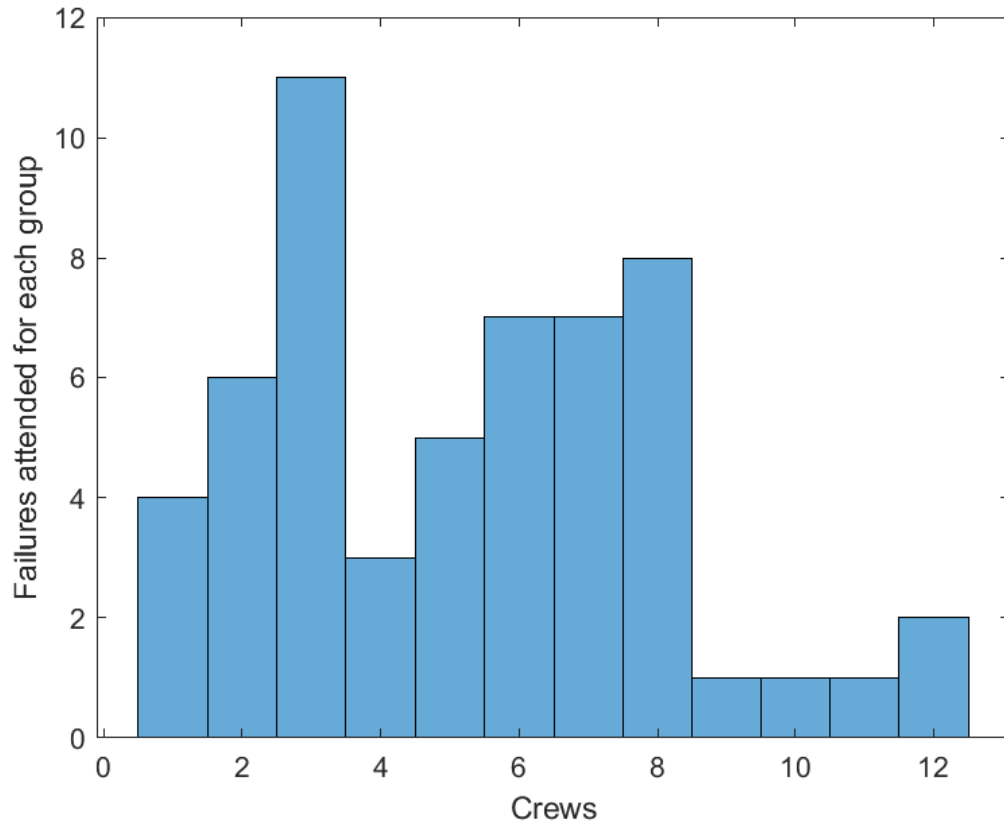


Figura 4.4: Histograma para el número de fallas atendido por cada grupo de trabajo

Finalmente, en la figura 4.5 se muestra la probabilidad de operación para todo el Sistema de Distribución de Energía Eléctrica, después de que una falla ha sido reparada

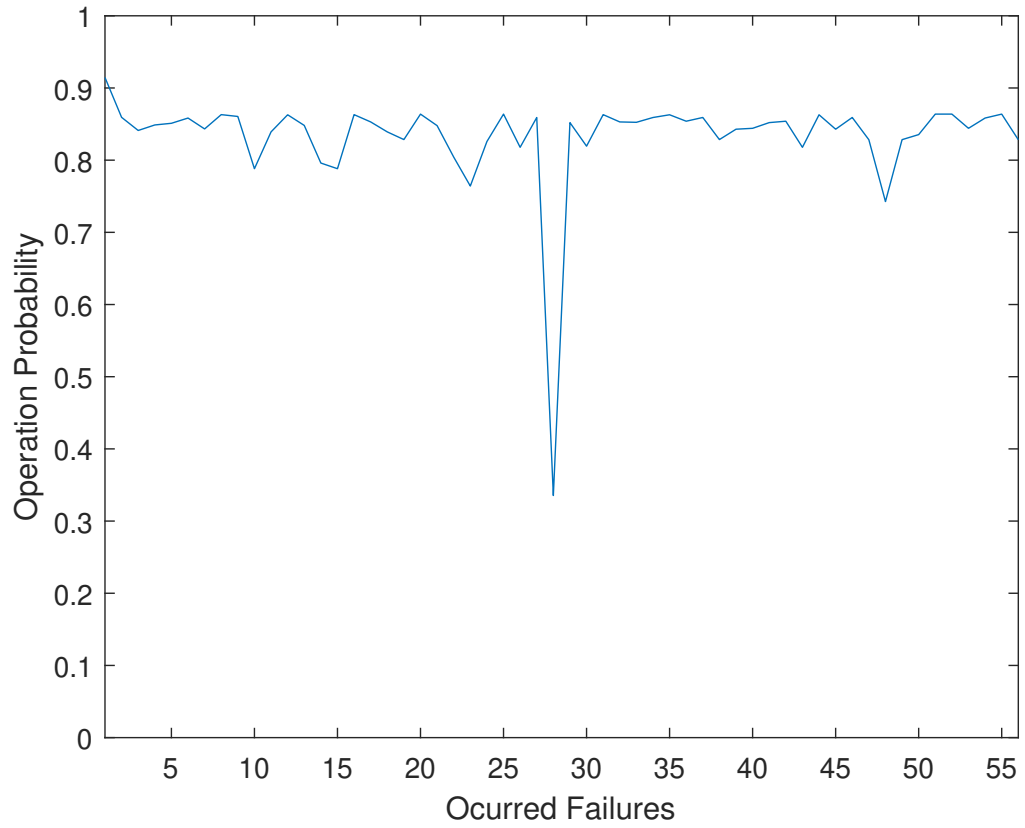


Figura 4.5: Probabilidad de operación para cada falla atendida

La segunda simulación fue desarrollada en igual número de puntos de falla, pero cambiando el intervalo de tiempo de 48 horas a 72 horas, ver figura 4.6. El total de fallas generadas fue de 88

En figura 4.6a se observan el número de fallas atendidas (88 fallas) por cada grupo de trabajo, usando un $\Delta t = 0,25$ horas, igual que en la figura 4.1b, la señal de control óptima obtenida $u[k]$, es el grupo de trabajo que atiende cada falla.

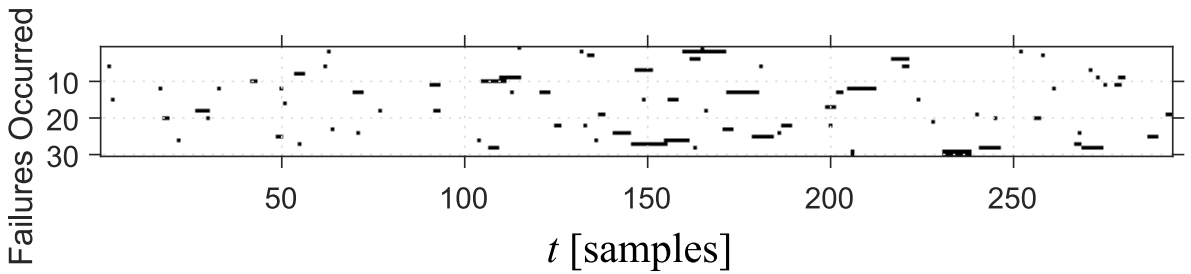


Figura 4.6.a. Simulación de fallas

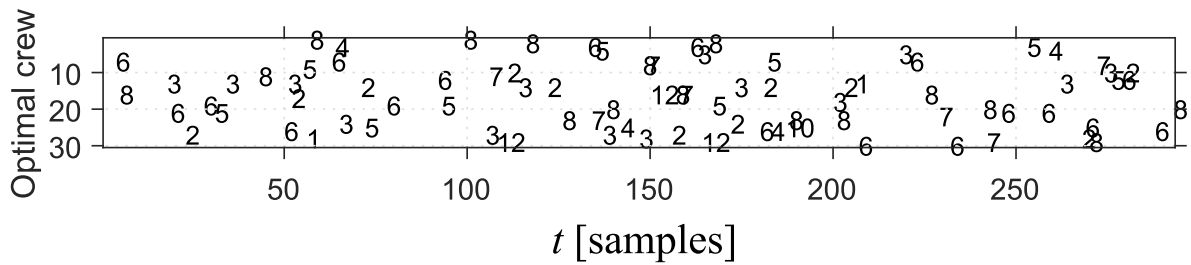


Figura 4.6.b. Grupo de trabajo

Figura 4.6: Simulación para 30 puntos de falla, durante un período de 72 horas usando un $\Delta t = 0,25$ horas, con su respectivo grupo de trabajo óptimo

Igual como se explicó en la figura 4.2, la figura 4.7 es un zoom de la combinación de la figura 4.6, donde se muestra la duración de la falla junto con la cuadrilla que se envió a repararla.

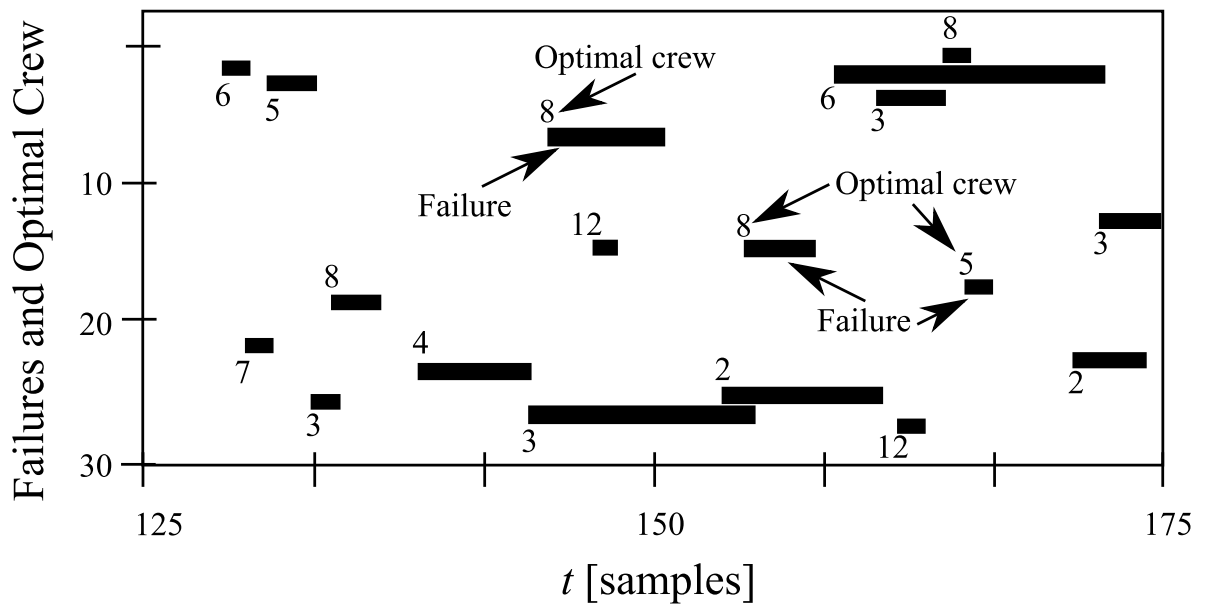


Figura 4.7: Segmento de 50 muestras de la figura 4.6 donde se muestra la cuadrilla óptima (señal de control $u[k]$) para cada falla ocurrida en la muestra k .

En la figura 4.8 muestra el histograma que describe el número de fallas atendidas por cada grupo de trabajo, para una simulación de 72 horas y 30 puntos de falla, con un $\Delta t = 0,25$ horas.

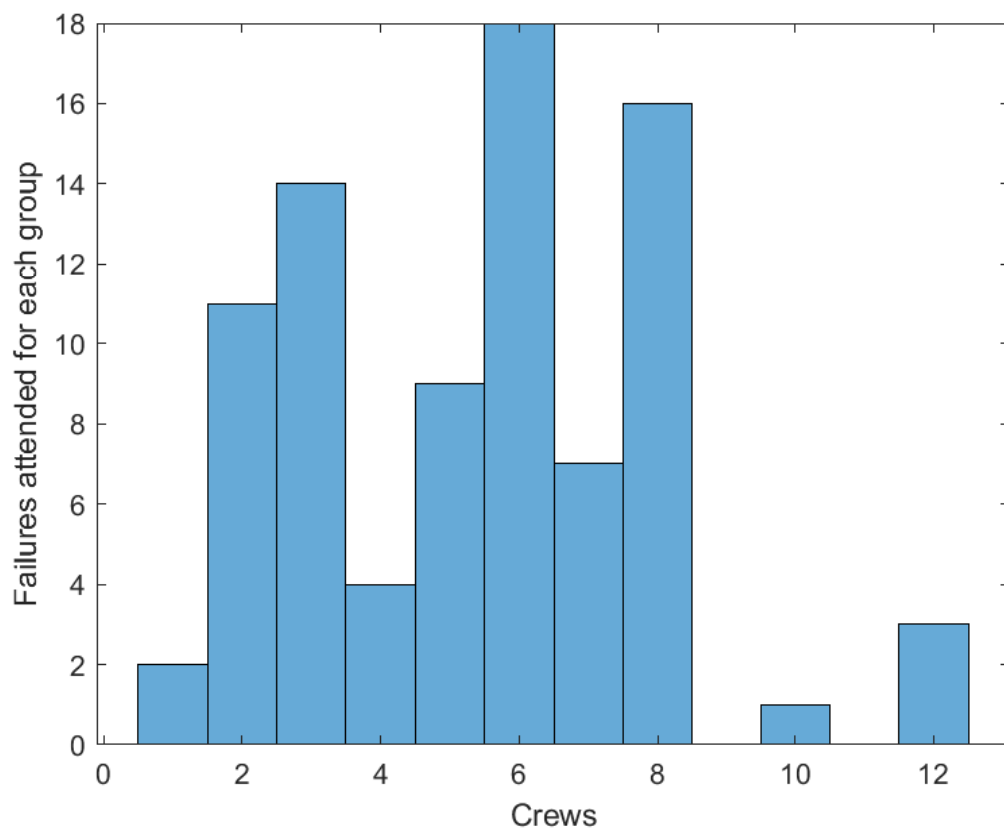


Figura 4.8: Histograma para el número de fallas atendido por cada grupo de trabajo

Igual que en la figura 4.5, la figura 4.9, muestra la probabilidad de operación para todo el Sistema de Distribución de Energía Eléctrica, después de que una falla ha sido reparada, para un período de simulación de 72 horas.

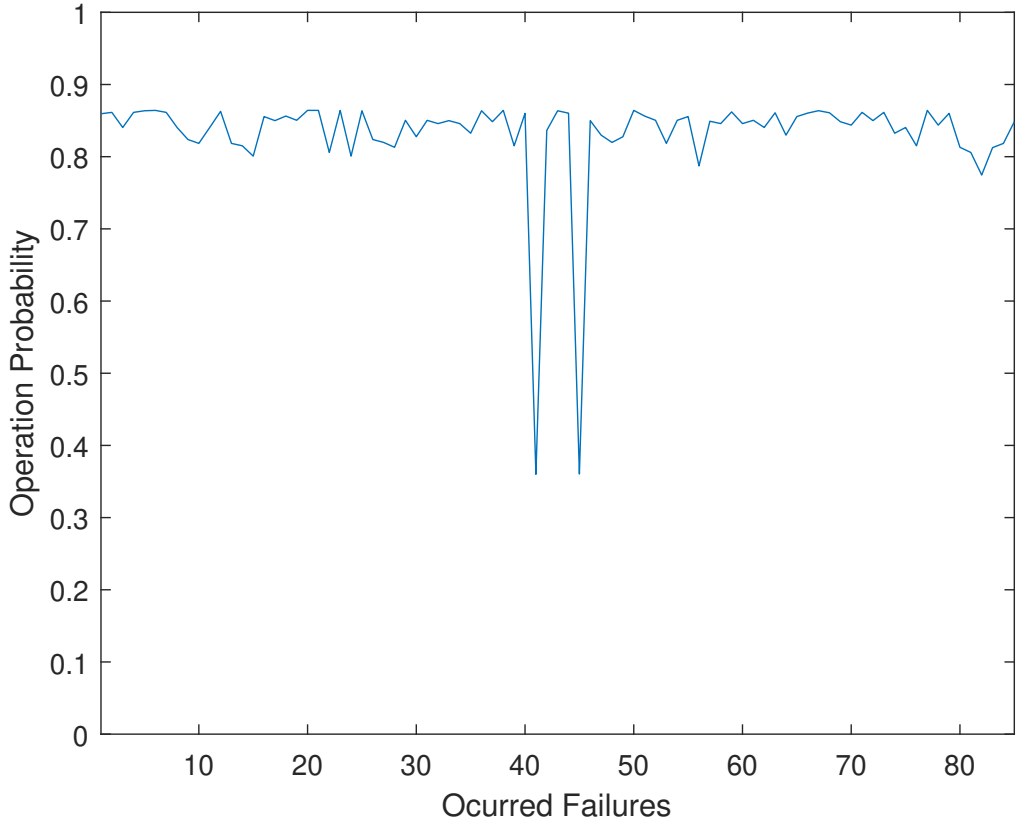


Figura 4.9: Probabilidad de operación para cada falla atendida

4.2.2. RESULTADOS FUNCIÓN OBJETIVO

En esta sección se mostraran los resultados obtenidos para la función objetivo, después de correr varios experimentos.

Un experimento es una corrida para un total de n puntos de falla, en un intervalo de tiempo de 24 horas, 48 horas, 72 horas, en definitiva cualquier número de horas especificado por el usuario.

De la sección 4.1.1, en la ecuación (4.10), se tiene el modelo de control que busca maximizar la probabilidad de operación como se ve en la figura 4.5 y figura 4.9, el modelo consta de tres parámetros α (modelo de markov para la aparición de las fallas), β (tasa de desplazamiento) y θ (tasa de reparación), con los experimentos que se corrieron lo que se buscaba era analizar cuál de los tres parámetros tenía más peso a la hora de optimizar la asignación de los grupos de trabajo.

La figura 4.10 y figura 4.11, muestran las distintas funciones objetivo con los pesos para los parámetros α , β y θ , dando como mejor resultado en ambas la línea de color azul que tiene los pesos iguales, esto quiere decir que todos aportan al modelo y adicional que entra la tasa de desplazamiento y la tasa de reparación es más importante la primera, cómo se ve en la línea amarilla que siempre está por debajo de de la línea naranja.

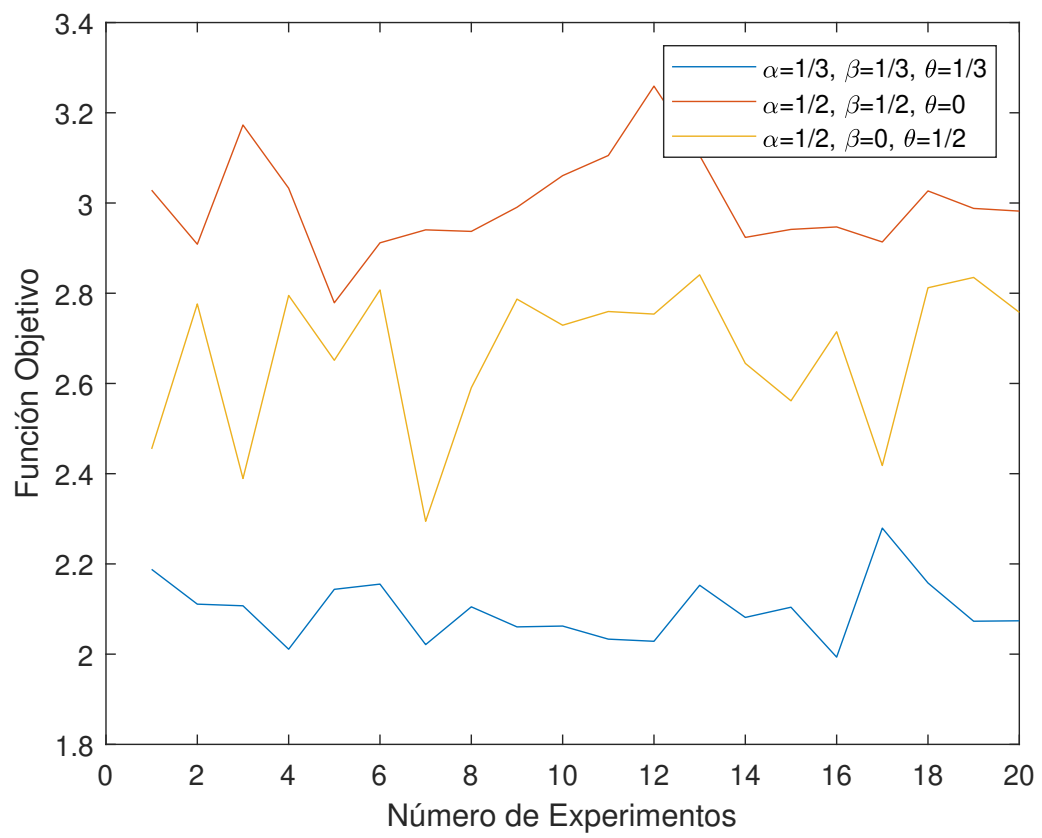


Figura 4.10: Función Objetivo para simulación de 30 nodos y 48 horas

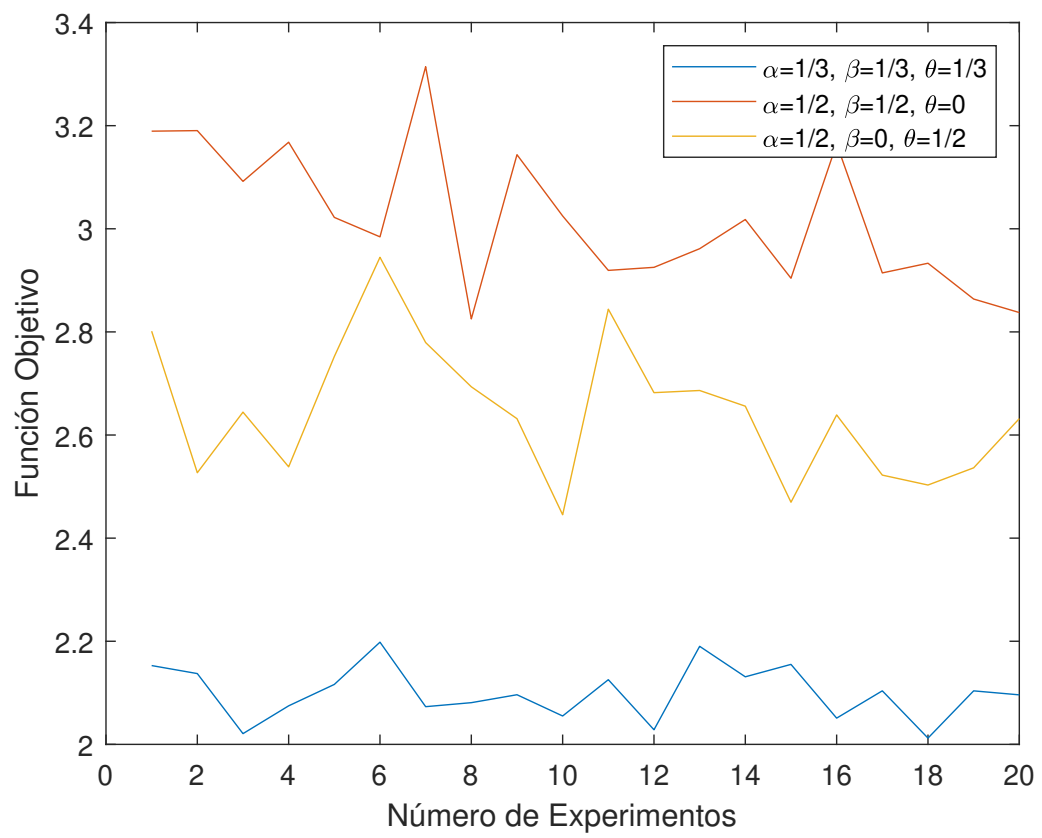


Figura 4.11: Función Objetivo para simulación de 30 nodos y 72 horas

En la figura 4.12 y figura 4.13 se pueden ver las tasas medias de reparación para cada simulación, de 48 y 72 horas respectivamente, la cual está en un promedio de 2 horas y media y concuerda con la mejor función objetivo en la figura 4.10 y figura 4.11.

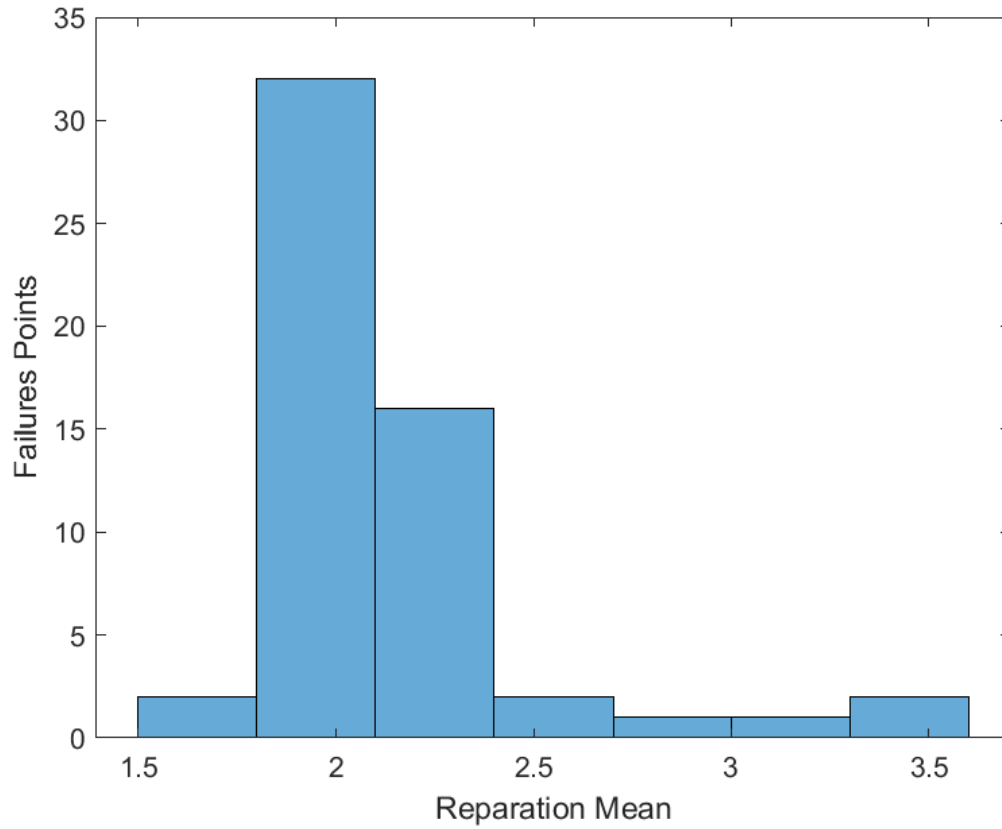


Figura 4.12: Tasa media de reparación para la simulation de 30 nodos y 48 horas

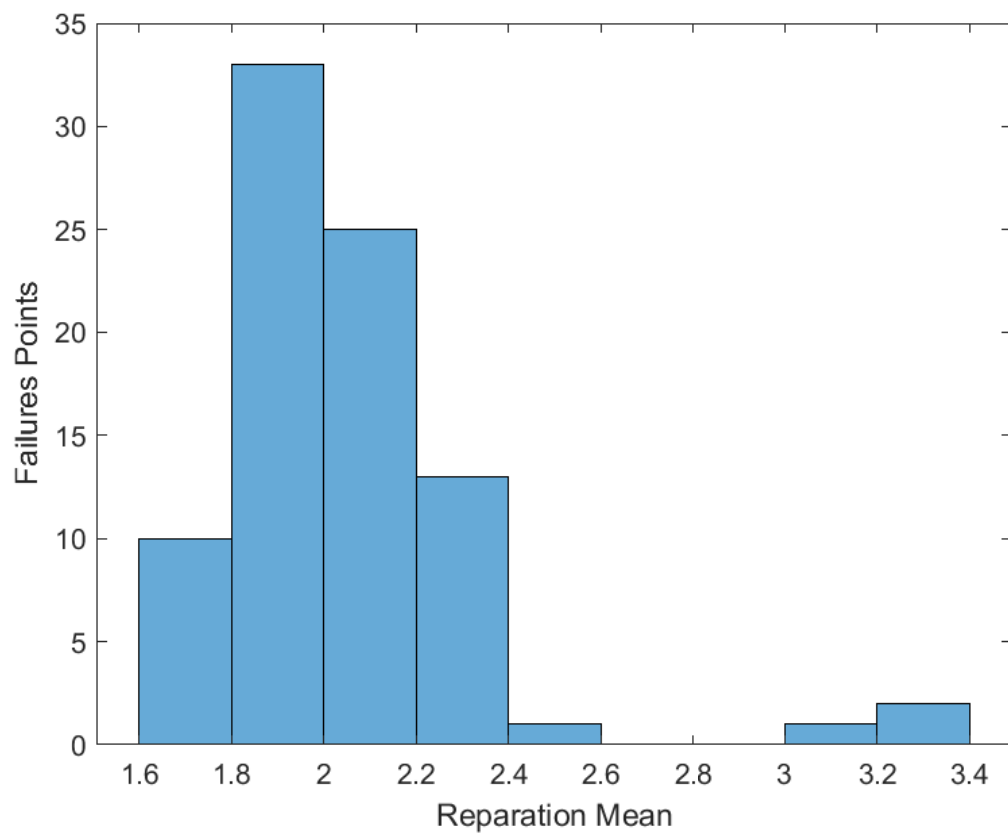


Figura 4.13: Tasa media de reparación para la simulation de 30 nodos y 72 horas

El último gráfico de esta sección de resultados, se muestra en la figura 4.14, el cual tiene que ver con la forma como la heurística exhaustiva va buscando el mejor grupo de trabajo que maximiza la probabilidad de operación, o sea la función objetivo, lo que se muestra en este gráfico es lo que se hace con un solo punto y que luego es aplicado a cada punto de falla o nodo del Sistema de Distribución de Energía Eléctrica, por eso se puede decir que el modelo es multi-objetivo, ya que la implementación es en cada punto de falla, a lo largo de cada Δ_t de tiempo (muestra).

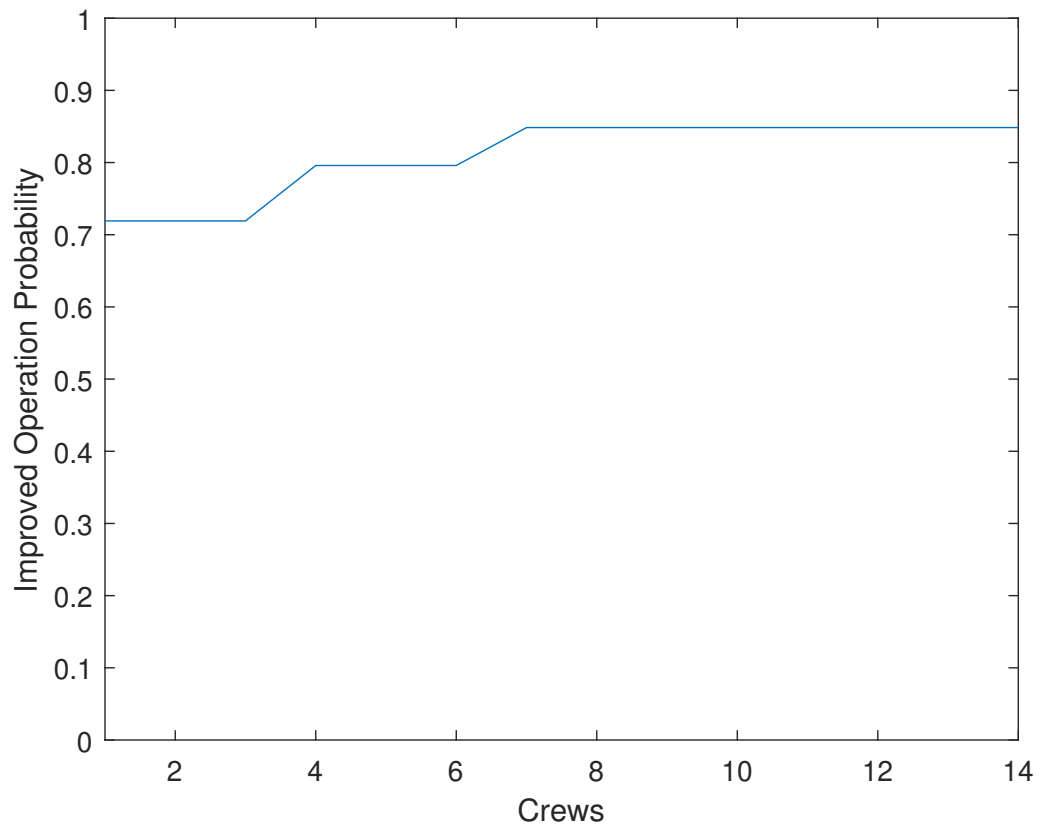


Figura 4.14: Probabilidad de mejora para una falla

4.3. CONCLUSIONES

En este capítulo se presenta una nueva estrategia para el control óptimo de los recursos con múltiples objetivos en un sistema de distribución de energía eléctrica, en donde la prioridad es la restauración del servicio. Se tienen las siguientes conclusiones:

- El planteamiento de un modelo de espacio de estado discreto como una cadena de Markov discreta que describe la dinámica implícita de lo que pasa al interior de un sistema de distribución, donde lo más importante, es el tiempo de reparación y la distancia del grupo de trabajo a la falla ocurrida, para poder aplicar el modelo de optimización, vale la pena señalar que el modelo considera ambos aspectos, en base a datos reales.
- La solución derivada del modelo de control óptimo basada en un algoritmo de búsqueda exhaustivo, donde la señal de control obtenida es la asignación del grupo de trabajo para atender la falla. Se puede ver que el enfoque propuesto permite la selección óptima teniendo en cuenta, el tiempo de reparación y el tiempo de desplazamiento.
- Por último en el modelo de la sección 4.1.2 que muestra la función de costo 4.21, se observa que esta tiene 3 parámetros α , β y θ que son parámetros de forma del modelo que varían entre 0 y 1, que ayudan a la optimización (maximización de la probabilidad de operación) del sistema a través de la señal de control $\mu[k]$ enviada, con lo cual se concluye que de ellos el más importante es aquel que está asociado a la tasa de reparación, como se puede ver en la figura 4.10 y figura 4.11.

Capítulo 5

CONCLUSIONES

5.1. CONCLUSIONES FINALES

- El modelo presentado en el capítulo 2, tiene a favor que hace una asignación de los grupos de trabajo rápida, porque optimiza toda una ruta de los mismos y además hay una prioridad en cuanto al tipo de falla, con lo cual se restaura el servicio en las partes más críticas del sistema, en contra tiene que debe esperar que se ocurran varias fallas para que tenga sentido la optimización que se logre.
- Aunque nuestro problema se puede considerar como de tipo NP-Hard, ya que el espacio de solución es una explosión combinatorial, las técnicas de ruteo tipo VRP resultan ser poco eficientes y así el modelo está ajustado y logra buenos GAP's, la estocasticidad de los puntos donde ocurren las fallas, no permite una buena implementación, debido al tiempo muerto que existiría entre falla y falla y que no se tiene en cuenta a la hora de optimizar.
- El modelo propuesto en el capítulo 3 presenta una aproximación a la solución del problema de asignación de recursos desde el punto de vista de control óptimo donde se tiene en cuenta que las fallas siguen un comportamiento usando un proceso de Markov y las tasas de falla y de reparación son constantes.
- El modelo de control óptimo en el capítulo 4 es una aplicación que tiene en cuenta la dinámica de un sistema de distribución de energía eléctrica, pues la cadena de Markov modela cuáles y cuántos puntos pueden fallar en un determinado intervalo de tiempo, adicional la señal de control $u[k]$, siempre será el grupo más cercano a la falla, de tal forma que se minimice el tiempo de reparación, la única diferencia existente con el modelo estático es que no hay una asignación por prioridad.

- También se evidenció la importancia que pueden tener los parámetros del modelo α , β y θ en el modelo de control, ya que al comparar las funciones objetivo entre $\alpha = 1/2$, $\beta = 0$ y $\theta = 1/2$ con $\alpha = 1/2$, $\beta = 1/2$ y $\theta = 0$, se evidenció la importancia de la tasa de desplazamiento t_d por encima de la tasa de reparación t_r .
- Otro aspecto importante del modelo del capítulo 4 es que la heurística exhaustiva siempre va a asignar aquella señal $u[k]$ que mejore la probabilidad de operación del sistema como se puede ver en la gráfica 4.14.
- Por último en cuanto a la posibilidad de implementación, se puede concluir lo siguiente: El sistema se podría implementar sobre un sistema de validación y despacho de cuadrillas en tiempo real donde en cada instante de tiempo se puede seleccionar la cuadrilla óptima para enviar de acuerdo a la falla que ocurra, al tipo de cuadrilla y a la optimización de tiempos de desplazamiento y de reparación, y pues esto contrastaría con los modelos actuales que hacen optimización estática en cada instante de ocurrencia de falla sin tener en cuenta el modelo dinámico del sistema y la dinámica implícita de la aparición de las fallas.

5.2. RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS

- Un trabajo derivado de esta investigación puede ser encontrar un modelo que pronostique el punto próximo a fallar de forma que cuando se haga un ruteo, el grupo de trabajo que llegue, ya encuentre un punto que necesite ser restaurado o reparado.
- Encontrar un modelo que adicional de enviar la señal de control $u[k]$, como el grupo de trabajo más idóneo, también tenga en cuenta la prioridad del punto de falla, para que así la restauración del sistema sea lo más óptima posible.
- Aplicar una meta-heurística distinta como colonia de hormigas o búsqueda tabú y comparar con los resultados obtenidos, para así escoger el modelo que más cerca esté del óptimo.
- Para darle continuidad a este trabajo, se propone trabajar sobre un modelo extendido a la totalidad de los puntos de falla, donde se tenga en cuenta además el costo monetario de operación y factores como los turnos de trabajo que estos grupos pueden tener y variabilidad en la tasa de desplazamiento y en la tasa de reparación.
- Aplicar una metaheurística de algoritmo genético que optimice los parámetros de forma α , β y θ de la función objetivo.

5.3. DISCUSIÓN ACADÉMICA

Artículos en Conferencia:

- **J. Villegas**; “El Problema de Asignación de Recursos a un Sistema de Distribución de Energía Eléctrica”, CLAIO 2016 XVIII Latin-Iberoamerican Conference on Operations Research, Octubre 2- 6, Santiago de Chile - Chile, 2016.
- **J. Villegas**, B. Hernandez, E. Giraldo; “Atención de Fallas en un Sistema de Distribución de Energía Eléctrica: Un Enfoque de Control Óptimo”, CLAIO 2018 XIX Latin-Iberoamerican Conference on Operations Research, Septiembre 24 - 27, Lima - Perú, 2018.

Artículos en Revistas tipo B: .

- **J. Villegas**; “Una Aplicación del Método MTZ a la Solución del Problema del Agente Viajero”, Revista Scientia Et Technica, vol. 22, Núm. 4, octubre-diciembre, 2017, pp. 341-344.

Artículos en Revistas tipo A o su equivalente en Minciencias:

- A. Agudelo, E. Giraldo, **J. Villegas**; “Application of VRP Techniques to the Allocation of Resources in an Electric Power Distribution System”, Journal on Computational Science, Volume 35, Julio 2019. Categoría Q1 (A1 Equivalente en Minciencias).
- **J. Villegas**, B. Hernandez, E. Giraldo; “Multi-objective Optimal Control of Resources Applied to an Electric Power Distribution System”, Journal Engineering Letters, Vol.28, N.3, pp.1-5, september 2020. Categoría Q2 (A2 Equivalente en Minciencias).

Bibliografía

- [1] G. Enríquez, *Tecnologías de generación de energía eléctrica*. Camion Escolar, 2009.
- [2] C. Zapata, A. Torres, D. Kirschen, and M. Rios, “Some common misconceptions about the modeling of repairable components,” in *2009 IEEE Power & Energy Society General Meeting*, pp. 1–8, IEEE, 2009.
- [3] C. Zapata, S. Silva, and O. Burbano, “Repair models of power distribution components,” in *2008 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition: Latin America*, pp. 1–6, IEEE, 2008.
- [4] C. Zapata, S. Silva, H. Gonzalez, O. Burbano, and J. Hernández, “Modeling the repair process of a power distribution system,” in *Transmission and Distribution Conference and Exposition: Latin America, 2008 IEEE/PES*, pp. 1–7, IEEE, 2008.
- [5] C. Zapata, J. Díaz, M. Ocampo, J. Marriaga, J. Patiño, and A. Gallego, “The repair process of five colombian power distribution systems,” in *2010 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition: Latin America (T&D-LA)*, pp. 278–284, IEEE, 2010.
- [6] W. Mo, H. Bai, Y. Cheng, Z. Zhang, D. Huang, C. Zhao, and D. Li, “A failure probability model of the moistened oil-paper insulation of transformers based on strength-stress model,” in *2016 IEEE International Conference on High Voltage Engineering and Application (ICHVE)*, pp. 1–4, IEEE, 2016.
- [7] A. Lüer, M. Benavente, J. Bustos, and B. Venegas, “El problema de rutas de vehículos: Extensiones y métodos de resolución, estado del arte.,” in *EIG*, 2009.
- [8] L. B. R. Medina, E. C. G. La Rota, and J. A. O. Castro, “Una revisión al estado del arte del problema de ruteo de vehículos: Evolución histórica y métodos de solución,” *Ingeniería*, vol. 16, no. 2, pp. 35–55, 2011.
- [9] D. Sariklis and S. Powell, “A heuristic method for the open vehicle routing problem,” *Journal of the Operational Research Society*, pp. 564–573, 2000.
- [10] B. Dorronsoró, A. J. Nebro, D. Arias, and E. Alba, “Un algoritmo genético híbrido paralelo para instancias complejas del problema vrp,” *Actas*, vol. 230, pp. 135–141, 2007.

- [11] J. W. Escobar, R. Linfati, and W. Adarme Jaimes, “Problema de localización y ruteo con restricciones de capacidad: Revisión de la literatura,” *Facultad de Ingeniería*, vol. 24, no. 39, pp. 85–98, 2015.
- [12] S. Wang, B. R. Sarker, L. Mann, and E. Triantaphyllou, “Resource planning and a depot location model for electric power restoration,” *European Journal of Operational Research*, vol. 155, no. 1, pp. 22–43, 2004.
- [13] N. Safaei, D. Banjevic, and A. K. Jardine, “Workforce planning for power restoration: an integrated simulation-optimization approach,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 27, no. 1, pp. 442–449, 2011.
- [14] C. Zapata, A. Alzate, and M. Rios, “Reliability assessment of substations using stochastic point processes and monte carlo simulation,” in *IEEE PES General Meeting*, pp. 1–7, IEEE, 2010.
- [15] A. P. Salazar and H. A. Almonacid, “Un algoritmo acs con selección dinámica de movimiento y operador 2-opt,” *Ingeniería informática*, no. 8, p. 3, 2002.
- [16] C. Parra, W. Salomón, *et al.*, *Modelo de dimensionamiento de cuadrillas para la atención de fallas en el sistema de distribución de CODENSA SA ESP*. PhD thesis, Universidad Nacional de Colombia-Sede Bogotá, 2016.
- [17] A. A. Agudelo-Zapata, E. Giraldo, and J. A. Villegas-Florez, “Application of vrp techniques to the allocation of resources in an electric power distribution system,” *Journal of Computational Science*, vol. 35, pp. 102 – 109, 2019.
- [18] J. A. Villegas-Florez, B. Hernandez, and E. Giraldo, “Atencion de fallas en sistemas de distribucion de energia electrica: Un enfoque de control optimo,” in *CLAIO 2018 XIX Latin-Iberoamerican Conference on Operations Research*, 2018.
- [19] A. Salamando Ramírez *et al.*, “Modelo de ruteo de cuadrillas de suspensión y reconexión de energía en bogotá,” Master’s thesis, Universidad de La Sabana, 2012.
- [20] R. F. Navas, M. R. Ridl, and L. Torés, “Mano de obra en la construcción: determinación de la cuadrilla óptima por medio de una herramienta de simulación,” *Ingeniería*, vol. 16, no. 2, pp. 151–163, 2012.
- [21] B. Sedaghat and S. H. Hosseini, “Maintenance crew placement for reliable distribution network: Using”geographic information systems”,” in *2010 Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference*, pp. 1–6, IEEE, 2010.
- [22] A. Castillo and A. Chavarro, “Ubicación de cuadrillas de operación para localización de fallas en el sistema de distribución de energía eléctrica en la ciudad de santa fé de bogotá,” Master’s thesis, Universidad Nacional de Colombia, 2016.
- [23] A. H. Chow, S. Li, and R. Zhong, “Multi-objective optimal control formulations for bus service reliability with traffic signals,” *Transportation Research Part B: Methodological*, vol. 103, pp. 248–268, 2017.

- [24] R. A. Hincapié, C. A. RÍOS PORRAS, and R. A. Gallego, “Técnicas heurísticas aplicadas al problema del cartero viajante (tsp),” *Scientia et technica*, vol. 10, no. 24, 2004.
- [25] J. A. V. Flórez, C. J. Z. Grisales, and G. Gatica, “Una aplicación del método mtz a la solución del problema del agente viajero,” *Scientia et technica*, vol. 22, no. 4, pp. 341–344, 2017.
- [26] J. Brandão, “A tabu search algorithm for the open vehicle routing problem,” *European Journal of Operational Research*, vol. 157, no. 3, pp. 552–564, 2004.
- [27] A. J. R. Campo, M. G. B. de la Peña, and J. W. Escobar, “Diseño de un modelo matemático para el despacho de vehículos de emergencias médicas en colombia,” in *CLAIO 2012 XVI Latin-Iberoamerican Conference on Operations Research Sao Paolo - Brasil*, 2012.
- [28] I. Kara, G. Laporte, and T. Bektas, “A note on the lifted miller–tucker–zemlin subtour elimination constraints for the capacitated vehicle routing problem,” *European Journal of Operational Research*, vol. 158, no. 3, pp. 793–795, 2004.
- [29] C. T. Pérez, E. Olivares-Benítez, and J. M. Flores, “Revisión y programación de modelos de optimización como una plataforma en gams-cplex para problemas de ruteo de vehículos,” in *Taller Latino Iberoamericano de Investigación de Operaciones*, Universidad Popular Autonoma del Estado de Puebla, 2011.
- [30] A. K. M. Masum, M. Shahjalal, F. Faruque, and I. Sarker, “Solving the vehicle routing problem using genetic algorithm,” *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 2, no. 7, pp. 126–131, 2011.
- [31] A. Sarmiento Lapesqueur *et al.*, “Estudio del problema de ruteo de vehículos con balance de carga: Aplicación de la meta-heurística búsqueda tabú,” Master’s thesis, Universidad de La Sabana, 2014.
- [32] A. Sarmiento-Lapesqueur, C. Torres-Ovalle, C. L. Quintero-Araujo, and J. R. Montoya-Torres, “Programación y asignación de horarios de clases universitarias: un enfoque de programación entera,” in *Tenth LACCEI Latin American and Caribbean Conference (LACCEI’2012)*, 2012.
- [33] C. Torres-Ovalle, J. R. Montoya-Torres, C. L. Quinteroinejo, A. A. Sarmiento-Lapesqueur, and M. A. Castilla-Luna, “University Course Scheduling and Classroom Assignment,” *Ingeniería y Universidad*, vol. 18, pp. 59 – 75, 06 2014.
- [34] W. Baumann, “Feedback control of multiinput nonlinear systems by extended linearization,” *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 33, no. 2, pp. 193–197, 1988.
- [35] D. Bardley and H. Bonnet, “Teoría del control óptimo:¡ una guía para principiantes!,” 2005.

- [36] R. Toscano and P. Lyonnet, “On-line reliability prediction via dynamic failure rate model,” *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 57, no. 3, pp. 452–457, 2008.
- [37] J. M. Oviedo, “Optimización dinámica en tiempo discreto. ecuación de bellman,” Master’s thesis, Universidad Nacional de Cordoba, 2013.
- [38] M. J. Bianco, “Optimización dinámica, en tiempo discreto,” *Revista de Investigación en Modelos Matemáticos Aplicados a la Gestión y la Economía*, 2015.
- [39] C. J. V. Pérez and R. A. Castaño, “Control óptimo inverso como alternativa para la regulación de un convertidor dc-dc elevador,” *Tecnura*, vol. 19, no. 46, pp. 65–78, 2015.
- [40] R. Alzate and L. Fuentes, “Optimización hamiltoniana en un circuito convertidor de potencia,” *Revista Integración, temas de matemáticas*, vol. 31, no. 2, pp. 133–146, 2013.
- [41] J. Niu, J. Su, Y. Yang, Y. Cai, and H. Liu, “Distribution transformer failure rate prediction model based on multi-source information,” in *2016 International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis (CMD)*, pp. 944–947, IEEE, 2016.
- [42] K. J. Marie, *Modelo de gestión optima multiobjetivo para la cuenca del río Kwanza*. PhD thesis, Universidad Rey Juan Carlos, 2012.
- [43] F. Herzog, S. Keel, G. Dondi, L. M. Schumann, and H. P. Geering, “Model predictive control for portfolio selection,” in *2006 American Control Conference*, pp. 8–pp, IEEE, 2006.
- [44] D. A. Castanón and J. M. Wohletz, “Model predictive control for dynamic unreliable resource allocation,” in *Proceedings of the 41st IEEE Conference on Decision and Control, 2002.*, vol. 4, pp. 3754–3759, IEEE, 2002.
- [45] C. Zapata, “Confiabilidad de sistemas eléctricos,” *Universidad Tecnológica de Pereira*, 2005.
- [46] R. Billinton and R. N. Allan, *Reliability evaluation of engineering systems*. Springer, 1992.
- [47] C. J. Zapata, “Análisis probabilístico y simulación,” *Grupo de investigación en planeamiento de sistemas eléctricos. Universidad Tecnológica de Pereira. Pereira-Colombia*, 2010.
- [48] C. J. Zapata, P. A. Montealegre, and A. Cardona, “Problemas de calidad del servicio,” *Urbano*, vol. 790, p. 1423, 2014.
- [49] F. Errico, G. Desaulniers, M. Gendreau, W. Rei, and L.-M. Rousseau, “The vehicle routing problem with hard time windows and stochastic service times,” *EURO Journal on Transportation and Logistics*, pp. 1–29, 2013.

- [50] P. Zabala, *Problemas de ruteo de vehículos*. PhD thesis, Facultad de Ciencias Exactas y Naturales. Universidad de Buenos Aires, 2006.
- [51] I. Méndez-Díaz, P. Zabala, and A. Lucena, “A new formulation for the traveling deliveryman problem,” *Discrete applied mathematics*, vol. 156, no. 17, pp. 3223–3237, 2008.
- [52] I. Méndez-Díaz and P. Zabala, “A branch-and-cut algorithm for graph coloring,” *Discrete Applied Mathematics*, vol. 154, no. 5, pp. 826–847, 2006.
- [53] S. H. Zanakis and J. R. Evans, “Heuristic “optimization”: Why, when, and how to use it,” *Interfaces*, vol. 11, no. 5, pp. 84–91, 1981.
- [54] A. Olivera, “Heurísticas para problemas de ruteo de vehículos,” *Reportes Técnicos 04-08*, 2004.
- [55] S. M. Sait and H. Youssef, *Iterative computer algorithms with applications in engineering: solving combinatorial optimization problems*. IEEE Computer Society Press, 1999.
- [56] A. Sahu and R. Tapadar, “Solving the assignment problem using genetic algorithm and simulated annealing,” *IAENG International Journal of Applied Mathematics*, vol. 36, pp. 1–4, 1 2006.
- [57] Z. Michalewicz, *How to Solve It: Modern Heuristics 2e*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2010.
- [58] A. W. S. H. Arbain and N. Z. Abidin, “Combined multiple neural networks and genetic algorithm with missing data treatment: Case study of water level forecasting in dungun river - malaysia,” *IAENG International Journal of Computer Science*, vol. 45, pp. 1–9, 2 2018.
- [59] H. Kokubugata and H. Kawashima, “Application of simulated annealing to routing problems in city logistics,” in *Simulated Annealing*, InTech, 2008.
- [60] C. Parra, W. Salomón, *et al.*, *Modelo de dimensionamiento de cuadrillas para la atención de fallas en el sistema de distribución de CODENSA SA ESP*. PhD thesis, Universidad Nacional de Colombia-Sede Bogotá, 2016.
- [61] D. Gaver, F. Montmeat, and A. Patton, “Power system reliability i-measures of reliability and methods of calculation,” *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 83, no. 7, pp. 727–737, 1964.
- [62] R. Billinton and K. E. Bollinger, “Transmission system reliability evaluation using markov processes,” *IEEE Transactions on power apparatus and systems*, no. 2, pp. 538–547, 1968.
- [63] R. C. Bu, *Simulación: un enfoque práctico*. Editorial Limusa, 1996.

- [64] F. J. Massey Jr, “The kolmogorov-smirnov test for goodness of fit,” *Journal of the American statistical Association*, vol. 46, no. 253, pp. 68–78, 1951.
- [65] A. I. McLeod, “Kendall rank correlation and mann-kendall trend test,” *R Package Kendall*, 2005.
- [66] Y. Wang, “Nonparametric tests for randomness,” *ECE*, vol. 461, pp. 1–11, 2003.
- [67] A. G. A. Mass, “Evaluación de confiabilidad en sistemas eléctricos de distribución,” Master’s thesis, Santiago de Chile: Paidós, 1994.
- [68] J. A. Caballero and I. E. Grossmann, “Una revisión del estado del arte en optimización,” *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI*, vol. 4, no. 1, pp. 5–23, 2007.
- [69] F. S. Hillier, G. J. Lieberman, and M. A. G. Osuna, *Introducción a la Investigación de Operaciones*, vol. 1. McGraw-Hill, 1997.
- [70] D. G. Buitrago and E. G. Suárez, *Teoría de control digital*. Universidad Tecnológica de Pereira. Facultad de Ingenierías Eléctrica . . . , 2012.
- [71] C. H. de Caldas S.A. E.S.P (Chec), “Registro de fallas en el sistema de distribución chec,” 2014.