



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO
PROGRAMA DE MAESTRÍA Y DOCTORADO EN INGENIERÍA
ENERGÍA – FUENTES RENOVABLES

PLANIFICACIÓN DE LA EXPANSIÓN DE LA TRANSMISIÓN CONSIDERANDO
INCERTIDUMBRE EN LA DEMANDA

TESIS
QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE:
MAESTRO EN INGENIERÍA

PRESENTA:
DANIEL ERNESTO HERNÁNDEZ REYES

TUTOR PRINCIPAL:
DR. NÉSTOR GONZÁLEZ CABRERA, FACULTAD DE INGENIERÍA

CIUDAD UNIVERSITARIA, CD. MX., ENERO, 2022.



Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

JURADO ASIGNADO:

Presidente: Dra. Martín Del Campo Márquez Cecilia

Secretario: Dra. Salgado Herrera Nadia María

1 er. Vocal: Dr. González Cabrera Néstor

2 do. Vocal: M. en C. Lezama Campos José Luis

3 er. Vocal: M. en C. Flores Moreno Raymundo

Lugar donde se realizó la tesis:
Ciudad Universitaria, CD. MX., enero, 2022

TUTOR DE TESIS:

DR. NÉSTOR GONZÁLEZ CABRERA

FIRMA

Agradecimientos

Agradezco al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por el apoyo económico para la realización de mis estudios de Maestría, como becario con registro No. CVU: 1005247.

Agradezco a mi tutor de tesis, el Dr. Néstor González Cabrera, que con su apoyo en asesorarme y en transmitirme sus conocimientos, me guio a través de las etapas del proyecto, por su dedicación en revisar mis avances y por la confianza depositada en mí.

Agradezco a la Universidad Nacional Autónoma de México, mi alma máter, por darme los recursos necesarios para la elaboración de mi trabajo de tesis y con ello contribuir con mi continuo desarrollo profesional y personal.

Agradezco a la Dra. Cecilia Martín del Campo Márquez por su dedicación mostrada en las sesiones de tutoría, en asesorarme en los trámites relacionados con la Maestría.

Agradezco a todos los profesores y compañeros que durante la Maestría contribuyeron con su conocimiento y experiencia en mi formación profesional.

Agradezco a mi mamá por su apoyo incondicional en cada uno de mis proyectos de vida, por su amor y todos sus sacrificios realizados por darme una educación llena de valores y de calidad.

Agradezco a mi papá grande Ernesto, que fue un apoyo enorme en mi formación como persona y como profesional, por sus palabras de aliento y de ánimo, y por el carácter que ha formado en mí en los momentos difíciles.

Agradezco a mi tía Ana por ser una segunda madre para mí, por su apoyo en todo momento, consejos y por darme ánimos.

Agradezco a Jimena por compartir conmigo este tramo de mi vida, por brindarme cariño, comprensión y paciencia, por darme ánimos y ser un gran apoyo en todo momento.

Resumen

La planificación de la expansión de la transmisión tiene el objetivo de establecer cuándo y dónde instalar nueva infraestructura como las líneas de transmisión, cables y transformadores en el sistema eléctrico. La planificación debe estar motivada principalmente para satisfacer el incremento de la demanda, incrementar la confiabilidad del sistema y proveer acceso no discriminatorio de generadores y consumidores a la red eléctrica. Este trabajo tiene el objetivo de proponer una metodología para manejar la incertidumbre de la demanda por medio de la reducción de escenarios a través del algoritmo de agrupamiento K-means, el cual se utiliza para construir curvas de demanda representativas que permiten utilizar, con menos esfuerzo computacional, un modelo estático de optimización lineal estocástica, que busca minimizar los costos de inversión y operativos del sistema eléctrico, satisfaciendo la demanda total del sistema. Se compara el enfoque de demanda global y de demanda nodal del sistema, observando el comportamiento de los costos de inversión y operación, así como sus ventajas y desventajas.

Abstract

Transmission expansion planning aims to establish when and where to install new infrastructure such as transmission lines, cables, and transformers in the electrical system. The planning must be motivated mainly to satisfy the increase in demand, increase the reliability of the system and provide non-discriminatory access for generators and consumers to the electrical grid. This work aims to propose a methodology to handle demand uncertainty by reducing scenarios through the K-means clustering algorithm, which is used to construct representative demand curves that allow using a static model of stochastic linear optimization with less computational effort, which seeks to minimize the investment and operating costs of the electrical system, meeting the total demand of the system. The global demand and nodal demand approach of the system is compared, observing the behavior of investment and operating costs, as well as their advantages and disadvantages.

Índice general

| | |
|--|-------------|
| <i>Agradecimientos</i> | <i>i</i> |
| <i>Resumen</i> | <i>ii</i> |
| <i>Abstract</i> | <i>iii</i> |
| <i>Índice general</i> | <i>iv</i> |
| <i>Índice de tablas</i> | <i>vii</i> |
| <i>Índice de figuras</i> | <i>viii</i> |
| <i>Nomenclatura</i> | <i>x</i> |
| <i>Simbología</i> | <i>xi</i> |
| Capítulo 1 Introducción | 1 |
| 1.1. La nueva industria eléctrica | 1 |
| 1.2. Revisión bibliográfica | 3 |
| 1.3. Objetivo | 6 |
| 1.4. Planteamiento del problema | 7 |
| 1.5. Hipótesis | 8 |
| 1.6. Motivación | 8 |
| 1.7. Justificación | 8 |
| 1.8. Metodología | 9 |
| 1.9. Estructura | 10 |
| Capítulo 2 Manejo de la incertidumbre en la Planificación de la Expansión de la Transmisión | 12 |
| 2.1. Introducción | 12 |
| 2.2. Contexto del problema PET | 12 |
| 2.2.1. Enfoques del problema PET | 15 |
| 2.2.2. Tratamiento de la incertidumbre | 16 |

| | |
|---|-----------|
| 2.3. Análisis de escenarios en el problema PET..... | 18 |
| 2.3.1. Algoritmos de agrupamiento de datos | 19 |
| 2.3.2. Algoritmos de partición de datos | 22 |
| 2.4. Algoritmo de agrupamiento de datos K-means..... | 24 |
| 2.4.1. Algoritmo K-means clásico | 24 |
| 2.4.2. Algoritmo K-means++ | 26 |
| 2.4.3. Estimación de número de clústeres | 27 |
| 2.5. Resumen y conclusión | 28 |
| Capítulo 3 Modelo matemático clásico de la Planificación de la Expansión de la Transmisión.29 | |
| 3.1. Introducción..... | 29 |
| 3.2. Modelo de la red de transmisión | 29 |
| 3.3. Costos de los generadores | 32 |
| 3.4. Modelo PET clásico..... | 34 |
| 3.4.1. Formulación de programación no lineal entera mixta (PNLEM)..... | 34 |
| 3.4.2. Formulación de programación lineal entera mixta (PLEM) | 35 |
| 3.5. Validación del modelo clásico | 36 |
| 3.5.1. Descripción del sistema de Garver | 36 |
| 3.5.2. Resultados de la validación | 39 |
| 3.6. Resumen y conclusión | 40 |
| Capítulo 4 Modelo matemático propuesto de la Planificación de la Expansión de la Transmisión con incertidumbre en la demanda42 | |
| 4.1. Introducción..... | 42 |
| 4.2. Programación estocástica | 42 |
| 4.2.1. Programas lineales estocásticos y conceptos | 43 |
| 4.2.2. Modelo determinista equivalente (MDE) | 45 |
| 4.3. Modelo PET propuesto considerando incertidumbre en la demanda..... | 46 |
| 4.4. Metodología aplicada..... | 48 |
| 4.4.1. Etapa de reducción de escenarios | 50 |
| 4.4.2. Etapa de optimización..... | 52 |

| | |
|--|-------------------|
| 4.5. Validación del modelo propuesto | 53 |
| 4.6. Resumen y conclusión | 56 |
| <i>Capítulo 5 Casos de estudio</i> | <i>57</i> |
| 5.1. Introducción..... | 57 |
| 5.2. Caso 1: Sistema de Garver 6 nodos..... | 58 |
| 5.2.1. Consideraciones..... | 58 |
| 5.2.2. Escenario 1: Incertidumbre en la Demanda Global..... | 61 |
| 5.2.3. Escenario 2: Incertidumbre en la Demanda Nodal..... | 67 |
| 5.2.4. Análisis de resultados | 72 |
| 5.3. Caso 2: Sistema de IEEE RTS-24 nodos | 77 |
| 5.3.1. Descripción sistema IEEE RTS-24 | 77 |
| 5.3.2. Consideraciones..... | 82 |
| 5.3.3. Escenario 1: Incertidumbre en la Demanda Global..... | 85 |
| 5.3.4. Escenario 2: Incertidumbre en la Demanda Nodal..... | 92 |
| 5.3.5. Análisis de resultados | 96 |
| 5.4. Resumen y conclusión | 103 |
| <i>Capítulo 6 Conclusiones y trabajos futuros</i> | <i>104</i> |
| 6.1. Conclusiones y aportaciones..... | 104 |
| 6.2. Trabajos futuros | 106 |
| <i>Referencias</i> | <i>107</i> |

Índice de tablas

| | |
|---|------------|
| <i>Tabla 2-1. Formulación del problema PET como un problema de optimización.....</i> | <i>13</i> |
| <i>Tabla 3-1. Datos de los nodos del sistema Garver.....</i> | <i>37</i> |
| <i>Tabla 3-2. Datos de las unidades generadoras del sistema Garver</i> | <i>37</i> |
| <i>Tabla 3-3. Datos de las líneas de transmisión existentes en el sistema Garver</i> | <i>37</i> |
| <i>Tabla 3-4. Datos de las líneas de transmisión candidatas del sistema Garver</i> | <i>38</i> |
| <i>Tabla 3-5. Validación del modelo PET clásico mostrado con la literatura</i> | <i>39</i> |
| <i>Tabla 4-1. Comparación del modelo propuesto con modelos de la literatura usando caso Garver</i> | <i>54</i> |
| <i>Tabla 5-1. Líneas de transmisión existentes y candidatas del sistema Garver</i> | <i>58</i> |
| <i>Tabla 5-2. Resultados del modelo estocástico para la demanda global del caso Garver</i> | <i>62</i> |
| <i>Tabla 5-3. Nivel de demanda por nodo de carga para k=2 clústeres enfoque global en caso Garver</i> | <i>63</i> |
| <i>Tabla 5-4. Resultados del modelo estocástico para la demanda nodal del caso Garver</i> | <i>67</i> |
| <i>Tabla 5-5. Nivel de demanda por nodo de carga para k=2 clústeres enfoque nodal en caso Garver.....</i> | <i>69</i> |
| <i>Tabla 5-6. Comparación de flujos de potencia para enfoque global caso Garver</i> | <i>72</i> |
| <i>Tabla 5-7. Comparación de flujos de potencia para enfoque nodal caso Garver</i> | <i>73</i> |
| <i>Tabla 5-8. Comparación de resultados de modelos determinista, estocástico global y nodal caso Garver.....</i> | <i>74</i> |
| <i>Tabla 5-9. Datos de los nodos del sistema IEEE RTS-24.....</i> | <i>77</i> |
| <i>Tabla 5-10. Datos de las unidades generadoras del sistema IEEE RTS-24.....</i> | <i>78</i> |
| <i>Tabla 5-11. Datos de las líneas de transmisión existentes en el sistema IEEE RTS-24</i> | <i>79</i> |
| <i>Tabla 5-12. Datos de las líneas de transmisión candidatas del sistema IEEE RTS-24.....</i> | <i>80</i> |
| <i>Tabla 5-13. Resultados del modelo estocástico para la demanda global del caso IEEE RTS-24.....</i> | <i>85</i> |
| <i>Tabla 5-14. Resultados del modelo estocástico para la demanda nodal del caso IEEE RTS-24.....</i> | <i>92</i> |
| <i>Tabla 5-15. Comparación de flujos de potencia para enfoque global caso IEEE RTS-24.....</i> | <i>97</i> |
| <i>Tabla 5-16. Comparación de flujos de potencia para enfoque nodal caso IEEE RTS-24.....</i> | <i>99</i> |
| <i>Tabla 5-17. Comparación de resultados de los modelos determinista, estocástico global y nodal del sistema IEEE RTS-24.....</i> | <i>101</i> |
| <i>Tabla 5-18. Resumen de resultados de la resolución de los casos de estudio.</i> | <i>103</i> |

Índice de figuras

| | |
|--|----|
| <i>Figura 2-1. Toma de decisiones a largo plazo bajo incertidumbre [11].</i> | 17 |
| <i>Figura 2-2. Representación del algoritmo K-means. a) Conjunto de datos inicial, b) Datos agrupados después de aplicar el algoritmo de K-means.</i> | 23 |
| <i>Figura 3-1. Funciones de costo, a) convexa cuadrática y b) lineal por partes [1].</i> | 33 |
| <i>Figura 3-2. Diagrama unifilar del sistema de Garver.</i> | 38 |
| <i>Figura 3-3. Diagrama unifilar del sistema Garver con líneas nuevas con modelo clásico determinista.</i> | 40 |
| <i>Figura 4-1. Descripción gráfica de la metodología propuesta. A) Etapa de reducción de escenarios, B) Etapa de optimización.</i> | 50 |
| <i>Figura 4-2. Diagrama de la etapa de reducción de escenarios.</i> | 52 |
| <i>Figura 4-3. Diagrama de la etapa de optimización.</i> | 53 |
| <i>Figura 4-4. Diagramas unifilares de los modelos (a) Global, (b) Nodal, (c) SFLA, (d) BPSO.</i> | 55 |
| <i>Figura 5-1. Perfil de demanda anual del sistema ERCOT del año 2019 [57].</i> | 59 |
| <i>Figura 5-2. Coeficiente de Silueta de los datos de demanda del sistema ERCOT.</i> | 61 |
| <i>Figura 5-3. Perfiles de demanda horarios normalizados para enfoque global para caso Garver</i> | 62 |
| <i>Figura 5-4. Evaluación de perfiles de demanda para enfoque global para el caso Garver, a) Para k=2, b) Para k=3, c) Para k=4, d) Para k=5 escenarios.</i> | 64 |
| <i>Figura 5-5. Costo de inversión y número de líneas nuevas por número de escenario para enfoque global en caso Garver.</i> | 64 |
| <i>Figura 5-6. Costo de operación por número de escenario para enfoque global en caso Garver</i> | 65 |
| <i>Figura 5-7. Costo total por número de escenario para enfoque global en caso Garver</i> | 65 |
| <i>Figura 5-8. Diagrama unifilar del caso Garver con líneas nuevas para enfoque global con k=2</i> | 66 |
| <i>Figura 5-9. Perfiles de demanda horarios normalizados para enfoque nodal para caso Garver (nodo 4)</i> | 68 |
| <i>Figura 5-10. Evaluación de perfiles de demanda para enfoque nodal para el caso Garver en nodo 4, a) Para k=2, b) Para k=3, c) Para k=4, d) Para k=5 escenarios.</i> | 68 |
| <i>Figura 5-11. Costo de inversión y número de líneas nuevas para cada escenario para enfoque nodal para caso Garver.</i> | 70 |
| <i>Figura 5-12. Costo de operación para cada escenario para enfoque nodal para caso Garver</i> | 70 |
| <i>Figura 5-13. Costo total para cada escenario para enfoque nodal para caso Garver</i> | 71 |
| <i>Figura 5-14. Diagrama unifilar del caso Garver con líneas nuevas para enfoque nodal con k=2.</i> | 71 |
| <i>Figura 5-15. Tiempo de ejecución del modelo propuesto para ambos enfoques para caso Garver</i> | 74 |
| <i>Figura 5-16. Diagrama unifilar del sistema IEEE RTS-24.</i> | 81 |
| <i>Figura 5-17. Perfil de demanda anual del sistema IEEE RTS-24 [58].</i> | 82 |
| <i>Figura 5-18. Perfiles de demanda diaria, a) Del sistema IEEE RTS-24, b) Del nodo 5.</i> | 83 |

| | |
|---|------------|
| <i>Figura 5-19. Coeficiente de Silueta de los datos de demanda del sistema IEEE RTS-24 hasta k=10.....</i> | <i>84</i> |
| <i>Figura 5-20. Coeficiente de Silueta de los datos de demanda del sistema IEEE RTS-24 hasta k=52.....</i> | <i>84</i> |
| <i>Figura 5-21. Perfiles de demanda horarios normalizados para enfoque global para caso IEEE RTS-24.....</i> | <i>86</i> |
| <i>Figura 5-22. Evaluación de perfiles de demanda para enfoque global para el caso IEEE RTS-24, a) Para k=2, b) Para k=3, c) Para k=4, d) Para k=5 escenarios.....</i> | <i>87</i> |
| <i>Figura 5-23. Costo de inversión y número de líneas nuevas por número de escenario para enfoque global caso IEEE RTS-24.....</i> | <i>88</i> |
| <i>Figura 5-24. Costo de operación por número de escenario para enfoque global caso IEEE RTS-24.....</i> | <i>88</i> |
| <i>Figura 5-25. Costo total por número de escenario para enfoque global en caso IEEE RTS-24.....</i> | <i>89</i> |
| <i>Figura 5-26. Diagrama unifilar sistema IEEE RTS-24 con líneas nuevas utilizando modelo determinista.....</i> | <i>90</i> |
| <i>Figura 5-27. Diagrama unifilar sistema IEEE RTS-24 con líneas nuevas para enfoque global con k=2.....</i> | <i>91</i> |
| <i>Figura 5-28. Perfiles de demanda horarios normalizados enfoque nodal caso IEEE RTS-24 nodo 14.....</i> | <i>93</i> |
| <i>Figura 5-29. Evaluación de perfiles de demanda para enfoque nodal para el caso IEEE RTS-24 nodo 14, a) Para k=2, b) Para k=3, c) Para k=4, d) Para k=5 escenarios.....</i> | <i>93</i> |
| <i>Figura 5-30. Costo de inversión y número de líneas nuevas para cada escenario para enfoque nodal para caso IEEE RTS-24.....</i> | <i>94</i> |
| <i>Figura 5-31. Costo de operación para cada escenario para enfoque nodal caso IEEE RTS-24.....</i> | <i>94</i> |
| <i>Figura 5-32. Costo total para cada escenario para enfoque nodal caso IEEE RTS-24.....</i> | <i>95</i> |
| <i>Figura 5-33. Diagrama unifilar sistema IEEE RTS-24 con líneas nuevas para enfoque nodal.....</i> | <i>96</i> |
| <i>Figura 5-34. Tiempo de ejecución del modelo propuesto para ambos enfoques para caso IEEE RTS-24.....</i> | <i>101</i> |

Nomenclatura

| | |
|--------|--|
| CS | Coeficiente de Silueta |
| DBSCAN | Agrupamiento Espacial Basado en Densidad de Aplicaciones con Ruido |
| DE | Despacho Económico |
| FACTS | Sistemas Flexibles de Transmisión de Corriente Alterna |
| FDP | Función de Densidad de Probabilidad |
| FPO | Flujos de Potencia Óptimos |
| FPO-CA | Flujos de Potencia Óptimos en Corriente Alterna |
| FPO-CD | Flujos de Potencia Óptimos en Corriente Directa |
| FRE | Fuentes Renovables de Energía |
| GD | Generación Distribuida |
| GMM | Modelos de Mezcla Gaussiana |
| HVDC | Alta Tensión en Corriente Directa |
| MDE | Modelo Determinista Equivalente |
| OST | Operador del Sistema de Transmisión |
| PEG | Planificación de la Expansión de la Generación |
| PET | Planificación de la Expansión de la Transmisión |
| PIB | Producto Interno Bruto |
| PL | Programación Lineal |
| PLE | Programación Lineal Entera |
| PLEM | Programación Lineal Entera Mixta |
| PNLEM | Programación No Lineal Entera Mixta |
| RD | Respuesta a la Demanda |
| RER | Recursos de Energía Renovable |
| SMC | Simulación de Monte Carlo |
| VE | Vehículos Eléctricos |

Simbología

| | |
|---------------|--|
| A | Matriz de incidencia de línea a nodo |
| B | Matriz de susceptancias de líneas |
| b_l | Susceptancia serie de la línea l , de signo negativo |
| c_g | Costo fijo de generación del generador g |
| c_l | Costo de inversión de la línea l |
| c_T | Costo total |
| ω | Resultado del experimento aleatorio |
| Ω | Conjunto de posibles resultados del experimento aleatorio |
| Ξ | Conjunto de todas las realizaciones de los parámetros aleatorios |
| ξ | Conjunto de variables aleatorias |
| ξ^ω | Particular realización de los parámetros aleatorios del modelo |
| w^ω | Probabilidad de ocurrencia del suceso |
| p^s | Peso asociado al escenario s |
| P_i | Potencia activa neta en el nodo i |
| Q_i | Potencia reactiva neta en el nodo i |
| $b_{s,ij}$ | Susceptancia paralela asociada a la línea en el modelo π |
| G_{ij} | Ganancia de la línea entre el nodo i y el nodo j |
| B_{ij} | Susceptancia de la línea entre el nodo i y el nodo j |
| θ_{ij} | Diferencia de ángulos entre el nodo i y el nodo j |
| PG_i | Potencia activa generada en el nodo i |
| QG_i | Potencia reactiva generada en el nodo i |
| PD_i | Potencia activa demandada en el nodo i |
| QD_i | Potencia reactiva demandada en el nodo i |
| P_F | Vector de flujos de potencia de líneas |
| PG_g | Potencia activa generada por el generador g |
| P_l | Flujo de potencia activa en la línea l |
| PD_n | Potencia activa demandada en el nodo n |
| p_l^{max} | Capacidad máxima de potencia activa de la línea l |
| p_C | Probabilidad asociada al centroide del clúster C |
| M_l | Constante disyuntiva del método de la gran M |
| Ω_g | Conjunto de generadores |
| Ω_l | Conjunto de líneas de transmisión existentes |
| Ω_{l+} | Conjunto de líneas de transmisión candidatas |
| Ω_n | Conjunto de nodos del sistema |
| Ω_d | Conjunto de nodos de demandas del sistema |

| | |
|----------------------|---|
| r_{ij} | Resistencia de la línea entre el nodo i y el nodo j |
| s | Número de escenario |
| θ | Vector de ángulos de fase |
| θ_i, θ_j | Ángulo de fase del nodo i y el nodo j , respectivamente |
| x_{ij} | Reactancia de la línea entre el nodo i y el nodo j |
| k | Número de clústeres |
| V_i | Voltaje en el nodo i |
| V_j | Voltaje en el nodo j |
| X | Matriz diagonal de reactancias de línea |
| z_l | Variable binaria de decisión de inversión de la línea candidata l |

Capítulo 1 Introducción

1.1. La nueva industria eléctrica

La energía es muy importante para la sociedad humana debido a que está directamente involucrada con el bienestar físico y económico. La principal característica de la energía eléctrica, a diferencia de otros tipos de energía, es que esta no se puede almacenar de manera directa, por lo que la generación debe satisfacer la demanda más las pérdidas del sistema eléctrico, es decir, se debe generar lo que se consume. La energía eléctrica no puede transmitirse completamente a voluntad de los operadores de la red, debido a que obedece a leyes físicas, esto es, que depende de la configuración de la red, de la impedancia de las líneas de transmisión y de otros elementos que modifica la dirección de los flujos de la potencia. Adicionalmente, esto implica que cualquier disturbio o cambio en un elemento de la red provoca prácticamente de manera instantánea una reconfiguración de los flujos en las líneas. Esto vuelve a la transmisión de energía eléctrica en un problema dinámico y complejo [1].

Los primeros sistemas eléctricos con sus actividades de generación, transmisión y distribución aparecieron a finales del siglo XIX y desde entonces la demanda de energía eléctrica ha aumentado. El primer modelo de organización del sector eléctrico es la integración vertical que tiene dos principales características: 1) las compañías de generación no solo están dedicadas a la producción de energía eléctrica, sino también a la transmisión, distribución y la comercialización, y 2) no hay competencia y el cliente se relaciona con una sola identidad. Además, la estructura de integración vertical típicamente tiene un fuerte impacto en la economía y por lo tanto las tarifas están sujetas a arreglos políticos y a periodos de crisis económicas [2].

Después de la crisis del petróleo de 1973, el sector eléctrico sufrió un cambio en diversos países, creando nuevas estructuras de negocio de generación, transmisión, distribución y comercialización de energía eléctrica, así también, una agencia independiente designada para regular y coordinar la industria.

Específicamente, la actividad de la transmisión fue asignada a una compañía operadora, siendo impráctico y poco costo-efectivo incentivar a que diversas compañías

tengan su red de transmisión, siendo extremadamente ineficiente técnica, económica y ambientalmente. El nuevo modelo desagregado incentiva la competencia en la generación y el comercio de electricidad.

La expansión del sistema eléctrico es llevada a cabo en generación, transmisión y distribución [3]. El Operador del Sistema de Transmisión (OST) tiene a su cargo las actividades de la construcción, el mantenimiento y la planificación de la expansión de las líneas de transmisión, cables y transformadores de la red [4]. A las actividades que lleva a cabo el OST se le conoce como el problema de la Planificación de la Expansión de la Transmisión (PET) que tiene como objetivo el identificar cuándo y dónde nuevas líneas de transmisión deben ser construidas para expandir o reforzar la red eléctrica para garantizar el suministro a los consumidores a un costo de inversión y operación mínimos.

Sin embargo, se pueden tomar en cuenta un mayor número de criterios económicos, ambientales, técnicos, administrativos, confiabilidad, entre otros. En México, el Centro Nacional de Control de Energía (CENACE) es la entidad encargada de operar y proponer proyectos de expansión de la Red de Transmisión, bajo la Dirección de Operación y Planeación del Sistema [5].

Originalmente, el problema PET busca el cumplimiento de la demanda pronosticada durante un horizonte de planificación dado. Considerando el enfoque de horizonte de planificación en el problema PET, en la literatura existe el punto de vista estático y dinámico. Para el enfoque estático, el problema PET es resuelto utilizando una sola etapa de inversión, es decir, solo provee el dónde y cuáles refuerzos deben ser instalados. Por otro lado, el enfoque dinámico considera posibles asignaciones de inversión en un horizonte de planificación, agregando el cuándo en la solución. Se han comparado ambos enfoques en diversos trabajos, uno de ellos la referencia [6].

Debido al incremento de la integración de generación eléctrica con recursos naturales y la tendencia mundial de la desregularización del mercado eléctrico, la naturaleza incierta del sistema eléctrico ha ido en aumento [7]. Adicionalmente, se ha incorporado al estudio del problema PET nuevos retos como lo es la integración de Recursos de Energías Renovables (RER), la Generación Distribuida (GD),

consideraciones de impactos ambientales, los Sistemas Flexibles de Transmisión de Corriente Alterna (FACTS), Microrredes, la integración de Vehículos Eléctricos (VE), la Respuesta a la Demanda (RD), una mayor coordinación entre la Planificación de la Expansión de la Generación (PEG) con la Planificación de la Expansión de la Transmisión (PET) [8] y un mayor empleo de las líneas de transmisión en Alta Tensión en Corriente Directa (HVDC) [9] [3].

1.2. Revisión bibliográfica

La relevancia del problema PET de los sistemas eléctricos ha motivado un esfuerzo significativo en la investigación en esta área durante las últimas décadas. El trabajo pionero es gracias a L. Garver [10], quién en 1970 propuso un problema de programación lineal que determina los planes de expansión de la transmisión basado en la localización de sobrecargas. Desde entonces, muchas contribuciones relevantes han sido publicadas basadas en la programación matemática [11].

La PET puede ser abordada estática o dinámicamente. En la primera opción, el problema es dirigido a determinar dónde la red de transmisión debe ser expandida para satisfacer la demanda futura admitiendo un solo periodo de planificación [12]. Por otro lado, los enfoques dinámicos toman el horizonte de planificación de manera holística [13], es decir, el horizonte es dividido en varios periodos (comúnmente cada uno de ellos son de uno o de dos años) y el proceso de decisiones de inversión es desarrollado sobre estos subperiodos, aunque el horizonte de planeación completo es tomado como un todo [11].

En la referencia [4] clasifica de manera general todos los métodos de resolución del problema PET existentes en dos familias principales. La primera familia está conformada por los métodos interactivos, que son la manera tradicional en la que nació el problema PET en la que incorpora la experiencia de especialistas del OST en el proceso de planificación. La segunda familia son los métodos automáticos, en los que se emplean criterios de optimización o reglas de expansión sin mucha intervención humana en el cálculo.

Los métodos automáticos se conforman principalmente por modelos de optimización y modelos heurísticos. Los métodos de búsquedas automáticas basadas en reglas heurísticas aplican algunas acciones predeterminadas para mejorar la red existente, aunque este enfoque no garantiza soluciones óptimas; como se muestra en la referencia [14] para la selección de líneas candidatas. En cambio, los métodos de optimización en los que se encuentran los métodos matemáticos y metaheurísticos son los modelos mayormente usados en la literatura [4].

Entre los principales métodos de optimización matemática se encuentra la programación lineal (PL) [10], la programación no lineal (PNL) [15], programación lineal entera mixta (PLEM) [16], Descomposición de Benders [17], Método Branch-Bound, teoría del juego, descomposición jerárquica y programación dinámica. Los principales modelos metaheurísticos se encuentran Colonia de Hormigas, Sistema Inmune Artificial, Algoritmo de Abejas, Algoritmo de Salto de Rana [18], Búsqueda Aleatoria Codiciosa, Búsqueda de Harmonía [19], entre otros [3].

Se puede clasificar los enfoques de los modelos del problema PET en tres categorías principales: determinista, probabilísticos y de incertidumbre. Los modelos deterministas incluyen un conjunto de valores predefinidos para parámetros específicos y estos son considerados inmutables, como lo es la generación, la demanda, el comportamiento del mercado, entre otros. Los modelos probabilísticos permiten representar los parámetros aleatorios empleando la teoría de la probabilidad.

En los modelos de incertidumbre se considera que los parámetros son afectados por la carencia de conocimiento de estos por lo que no pueden representarse por la teoría de la probabilidad [2]. Aunque los enfoques probabilísticos y basados en incertidumbre representan de mejor manera al sistema eléctrico, aún se continúa empleando los modelos deterministas en la literatura como en la referencia [20].

Aunque los modelos tradicionales de PET determinísticos son mucho más sencillos de resolver, estos no son capaces de capturar el comportamiento estocástico de un sistema eléctrico y, en algunas situaciones, pueden proveer inversiones subestimadas o sobreestimadas, resultando en planes de expansión irreales [4]. El

problema PET es estocástico por su naturaleza variable debido a la incertidumbre que caracteriza a las fuentes de energía renovable. Algunas otras incertidumbres que impactan a las nuevas líneas en la operación del sistema son la demanda, la afluencia hidrológica, los costos de combustible o los costos de emisión de carbono. Sin embargo, resolver este problema (incluso simplificado mediante versiones deterministas) es considerablemente complejo [21].

Existen tres enfoques principales para formular la incertidumbre en el problema PET: de manera analítica, por medio de conjuntos de incertidumbre y representaciones con escenarios. El primero se refiere a que la incertidumbre se representa por medio de una función de densidad de probabilidad y para su solución se emplea la optimización de restricciones de azar [22], el cual permite que algunas restricciones puedan ser violadas con un nivel de probabilidad especificado [13]. El segundo, cuando se tiene uno o varios conjuntos de rangos de variables inciertas, se emplea la programación robusta con el propósito es optimizar bajo el peor caso de ocurrencia [23].

El tercer enfoque es cuando la incertidumbre de una o varias variables se representa por medio de escenarios [24], la técnica de programación estocástica es la que emplea este enfoque. Hay dos caminos para disminuir la carga computacional que involucra una gran cantidad de datos que emplea este enfoque. Un método es mejorar el algoritmo de optimización matemática y el otro es por medio de las técnicas de reducción de escenarios. Las herramientas de *Machine Learning* ampliamente utilizadas para este fin son los algoritmos de agrupamiento de datos K-means, K-medoids y jerárquico [25].

Los parámetros inciertos en la tarea de PET pueden ser clasificados en dos categorías principalmente: 1) Técnicos y 2) Económicos. Los parámetros técnicos inciertos pueden deberse a la topología y la operación. Cuando es debido a la topología, se refiere a la falla o salida de algún elemento (generador, línea, etc.) de la red eléctrica [17]. Mientras que, cuando es debido a la operación se refiere a los modelos de alteración y crecimiento de la demanda [26], penetración de fuentes renovables [20] y de vehículos eléctricos [27].

Los parámetros económicos describen las variaciones del precio en el mercado de electricidad [28], el Producto Interno Bruto (PIB), los índices de empleo y desempleo, el crecimiento económico. Recientemente, podría añadirse una tercera categoría de fuente de incertidumbre que tomó relevancia en 2020, como lo son las epidemias, pandemias y desastres naturales que han afectado al sector energético a nivel mundial [29].

Dentro de los parámetros inciertos en la operación, como se mencionó anteriormente, se encuentra los cambios continuos y el crecimiento de la demanda como la principal fuente de incertidumbre. El trabajo pionero en estudiar la incertidumbre en la demanda en el problema PET de manera independiente y en comparar el enfoque de utilizar la demanda total de un sistema y el enfoque de demanda individual de cada nodo se presenta en el trabajo desarrollado en [30], donde se presentan dos modelos matemáticos, uno para cada enfoque. En estos dos modelos matemáticos, la demanda global y nodal se consideran como restricciones del modelo de optimización y como dato los valores de demanda máximos, promedios y mínimos total del sistema y de cada nodo. Estos modelos se resuelven empleando un Algoritmo Genético Especializado.

En el presente trabajo se considera la demanda global y nodal como principal fuente de incertidumbre, por medio de la representación de escenarios, que se emplean como variables de decisión dentro del modelo de programación estocástica lineal como técnica de optimización matemática para resolver el problema PET.

1.3. Objetivo

Proponer una metodología de la Planificación de Expansión de la Transmisión (PET) que tome en consideración el comportamiento incierto de la demanda de un sistema eléctrico de potencia, por medio del enfoque de la reducción de escenarios, con la finalidad de utilizarlo en un modelo de optimización matemático para obtener el plan óptimo de expansión, es decir, minimizando los costos de inversión de construcción de líneas y los costos variables de generación, tomando en cuenta las características

físicas y topológicas de las líneas de transmisión existentes y las candidatas propuestas por el diseñador. Los objetivos específicos son los siguientes:

- ✓ Emplear la reducción de escenarios de demanda por nodo y global por medio del algoritmo de agrupamiento K-means, con la finalidad de obtener representaciones de incertidumbre de la demanda.
- ✓ Comparar los enfoques de demanda por nodo y global.
- ✓ Determinar, por medio de una técnica estadística, la mejor selección del número de escenarios a considerar en el modelo de optimización.
- ✓ Emplear la técnica de optimización estocástica lineal utilizando el modelo de la red de flujos de potencia en Corriente Directa.

1.4. Planteamiento del problema

Considerar las incertidumbres inherentes en el proceso de la Planificación de la Expansión de la Transmisión (PET) en los modelos de optimización para la selección de planes óptimos de expansión o reforzamiento proporciona una solución más realista que los modelos deterministas. La variable incierta principal para considerar en el modelo PET es la demanda. Entre las técnicas de modelado de la incertidumbre se encuentra la Programación Estocástica, en la que es necesario contar con un gran número de casos de posibles valores de demanda para la resolución del modelo.

Sin embargo, esto trae consigo el problema de una gran carga computacional especialmente para sistemas muy robustos. En ese sentido, se vuelve necesario el uso de técnicas de reducción de escenarios, como los algoritmos de agrupamiento de datos, en los que se busca obtener un número adecuado de casos que sean representativos del total, de tal manera que se obtengan soluciones con menor carga computacional, pero sin perder precisión y eficiencia en las soluciones obtenidas del modelo de optimización.

1.5. Hipótesis

Proponer una metodología que considere la incertidumbre en la demanda en un modelo PET y cómo ésta impacta en los costos de inversión, los costos de operación del sistema y en la topología futura de la red. Mostrar las ventajas del empleo de un método reducción de escenarios en el problema de optimización estocástica, de manera particular empleando el algoritmo de agrupamiento de datos K-means contra la formulación determinista. Además, verificar la selección del número de clústeres a considerar en el problema por medio de un método con sustento matemático. Finalmente, comparar el enfoque de incertidumbre de la demanda global y el enfoque de incertidumbre de la demanda nodal, mostrar sus ventajas, desventajas y su aporte al manejo de la incertidumbre de la demanda.

1.6. Motivación

Aportar con el estudio del problema PET como parte importante de la política energética nacional en materia de electricidad, debido a que atiende el suministro de energía eléctrica y promueve el aprovechamiento de los recursos energéticos del país, así como garantizar los flujos de energía requeridos por el Mercado Eléctrico, a fin de continuar satisfaciendo la demanda de energía eléctrica y reducir los costos del suministro eléctrico.

1.7. Justificación

El problema PET es uno de los problemas más relevantes de los sistemas eléctricos con los que deben lidiar los tomadores de decisiones pertenecientes al Operador del Sistema de Transmisión, además es relevante para la planificación energética de un país o de una región. Debido a la naturaleza estocástica de los factores que afectan la planificación, resulta ser un problema complejo por sí mismo. El objetivo principal, antes que cualquier otro, es satisfacer la demanda de los usuarios finales. En ese sentido, es necesario contar con las herramientas matemáticas y metodológicas para obtener planes de expansión suficientemente robustos que tomen en cuenta la incertidumbre de

diversas variables; la demanda como la más importante [31]. Sin embargo, un mayor nivel de precisión en los planes de expansión involucra una mayor carga computacional, por lo que se debe buscar un balance entre ambos. Mi interés como autor de esta tesis es aportar a la solución con una metodología basada en optimización matemática y en la reducción de escenarios, lidiar con la incertidumbre de la demanda para obtener planes de expansión de la transmisión suficientemente precisos con un esfuerzo computacional menor.

1.8. Metodología

Se propone una metodología compuesta por dos etapas principales; la primera etapa comprende la obtención de los datos de la demanda y su procesamiento, y la segunda etapa comprende la optimización del modelo. Para la primera etapa, se utilizan los datos históricos del sistema ERCOT de Texas, Estados Unidos del año 2019 para el primer caso de estudio donde se emplea el sistema de Garver de 6 nodos. Para el segundo caso de estudio, se utilizan datos de cargas estimadas empleando el sistema de IEEE RTS de 24 nodos. En ambos casos de estudio, los datos están compuestos por la demanda horaria en MW para un año de 365 días. Con estos datos se forman curvas de demanda diaria que presentan comportamientos distintos entre sí, con lo que se toma en cuenta la incertidumbre en la variación de la demanda.

Partiendo de la curva de demanda anual total del sistema, se pueden obtener las curvas de demanda diarias de cada nodo dividiendo la demanda total entre la parte proporcional de cada nodo. A esta consideración en esta tesis es nombrada enfoque de demanda global. Por otro lado, si se parte de los datos de demanda de cada uno de los nodos de manera individual para formar la curva de demanda anual total del sistema, a esta consideración es nombrada enfoque de demanda nodal. Se compara los resultados en ambos enfoques en los dos casos de estudio presentados.

En ambos enfoques se emplea una gran cantidad de datos, especialmente en el enfoque de demanda nodal, por lo que para sistemas más robustos el procesamiento de los datos puede resultar en un problema de intratabilidad computacional. Para abordar este problema, se emplea un algoritmo de agrupamiento de datos llamado K-

means cuyo objetivo es reducir la cantidad de datos en conjuntos representativos de estos. Este algoritmo pide establecer el número de conjuntos de datos en los que se desea reducir, en donde la mayoría de las veces se establece por la pericia del experto del área de estudio. Sin embargo, en esta tesis se emplea un método estadístico llamado Coeficiente de Silueta para establecer el número adecuado de conjuntos en los que es conveniente reducir el conjunto de datos.

La segunda etapa de la metodología es la optimización. Se utilizan las curvas de demanda diaria representativas obtenidas del algoritmo de K-means en un modelo de red en Corriente Directa sin considerar pérdidas, con un horizonte de planificación estático, en este caso, de un año. Para resolver el problema de optimización se utiliza la técnica de programación estocástica por medio del modelo determinista equivalente, el cual se basa en la utilización de escenarios que son representativos de todos los datos. El resultado de la optimización es la cantidad de líneas de transmisión necesarias para el sistema eléctrico en cada caso de estudio, el costo de inversión por estas líneas y el costo de operación del sistema.

Finalmente, se compara los resultados de los dos enfoques de demanda presentados en cada caso de estudio, observando la variación en los costos de inversión, operación y total, así como la topología de la nueva red con respecto al enfoque determinista, el cual no considera la incertidumbre de la demanda. Asimismo, se compara el tiempo de ejecución de la optimización para comparar el desempeño de los dos enfoques de demanda. El desarrollo de la presente metodología fue realizado por completo en el software de MATLAB® y la presentación de los resultados fue por medio de Microsoft EXCEL.

1.9. Estructura

En el presente Capítulo 1, se explica la importancia de la resolución del problema de la Planificación de Expansión de la Transmisión (PET) como parte de las políticas energéticas y se realiza una revisión bibliográfica al respecto. Se han planteado los objetivos, hipótesis, justificación y la metodología del presente trabajo.

En el Capítulo 2, se define el problema PET junto con sus conceptos básicos, las diversas técnicas de solución, los diversos enfoques existentes, el manejo de la incertidumbre a través de la programación estocástica junto con la reducción de escenarios que involucra el algoritmo de agrupamiento de datos K-means.

En el Capítulo 3, se define el modelo clásico PET a través de la formulación de flujos de potencia óptimos en Corriente Directa, validando los resultados utilizando el sistema clásico de Garver de 6 nodos.

En el Capítulo 4, se presenta el modelo propuesto en este trabajo, el empleo de la técnica estocástica por medio de la reducción de escenarios, que se logra utilizando un algoritmo de partición de datos, como lo es el algoritmo K-means.

En el Capítulo 5, se presentan los casos de estudio, el sistema de Garver y el sistema IEEE RTS-24 considerando la incertidumbre de la demanda global y nodal.

En el Capítulo 6, se muestran las conclusiones del presente trabajo y se enlistan los trabajos que pueden dar continuidad al modelo presentado.

Capítulo 2 Manejo de la incertidumbre en la Planificación de la Expansión de la Transmisión

2.1. Introducción

En el presente capítulo se define el problema PET, sus características desde el punto de vista como un problema de optimización, los diferentes enfoques empleados para tratar la incertidumbre de las variables a considerar, la definición del algoritmo de partición de datos K-means como una técnica de reducción de escenarios y su empleo en la técnica de programación lineal estocástica para la obtención de los planes óptimos de expansión o reforzamiento de la red. Asimismo, se propone el método matemático de Coeficiente de Silueta como una referencia en la selección del mejor número de clústeres.

2.2. Contexto del problema PET

El problema PET pretende identificar cuándo y dónde nueva infraestructura de transmisión debe ser agregada en la red, que no solo involucra a las líneas de transmisión, sino también se consideran cables y transformadores. La actualización de la capacidad de transmisión está motivada por varios factores como satisfacer el incremento de la demanda eléctrica, incrementando la confiabilidad del sistema y proveyendo acceso no discriminatorio a generación para los consumidores [9].

Desde el punto de vista de modelado matemático, el problema PET se considera como un problema de optimización. La optimización persigue la manera óptima de alcanzar un objetivo en particular (o múltiples objetivos) relacionados con el proceso con un número de recursos u otras restricciones. El campo de la optimización formaliza este concepto de pensamiento óptimo realizando el proceso de manera cuantitativa.

Esto permite a un tomador de decisiones determinar acciones bien informadas basadas en un resultado numérico. Esta formalización utiliza lo que es conocido como problemas de optimización matemática que, por razones históricas, ha sido referida

como problemas de programación matemática. La mayoría de los problemas de optimización involucra tres elementos principales, que se enlistan a continuación [32]:

- *Las variables de decisión* representan las variables a ser optimizadas en el modelo. Todos los problemas de optimización requieren al menos una variable de decisión. Sin las variables de decisión no hay nada que decidir para el tomador de decisiones y, por tanto, ningún problema que resolver.
- *La función objetivo* es la medida cuantitativa de la calidad de las decisiones que fueron tomadas. Depende del problema en cuestión, del objetivo del tomador de decisiones de maximizar o minimizar este objetivo.
- *Las restricciones* imponen los límites físicos, financieros, o cualquier otro límite en las decisiones que pueden ser tomadas. Estas pueden estar definidas explícita o implícitamente.

La formulación general del problema de PET que usualmente considera la minimización de funciones objetivo está relacionada con costos de inversión, de operación, de no-confiabilidad, entre otros. Las restricciones físicas están asociadas a los límites de capacidades de los generadores y de las líneas, las restricciones financieras se refieren a la máxima cantidad que está disponible a ser invertido en un cierto periodo y las restricciones de la calidad del servicio están relacionadas a la operación segura (potencia no suministrada) del sistema en condiciones normales y de contingencia [9].

Tabla 2-1. Formulación del problema PET como un problema de optimización

| Estructura | Variables involucradas |
|--|--|
| <i>Minimizar Funciones Objetivo (F.O.)</i> | Maximizar el bienestar social, minimizar los costos de inversión y operación, etc. |
| <i>Sujeto a:</i> | |
| <i>Restricciones físicas</i> | Límites de capacidad de las líneas, límites de generación. |
| <i>Restricciones financieras</i> | Límites de presupuesto de inversión |
| <i>Restricciones de calidad del servicio</i> | Penalizaciones de energía no servida, de pérdida de carga, etc. |

Asimismo, el problema PET como un problema de optimización puede describirse por medio de las siguientes partes [2]:

- *Variables de decisión:* Generalmente, relacionadas a los equipos candidatos para la expansión (líneas de transmisión, transformadores, cables).
- *Criterio:* Generalmente, denota medidas de evaluación y presenta la definición global de las directrices de preferencia (minimizar costos de inversión, maximizar confiabilidad).
- *Atributos:* Generalmente, considera una medida específica de una alternativa (USD\$, MWh/año).
- *Objetivos:* Generalmente, están relacionados a la dirección de la optimización (minimizar o maximizar).
- *Metas:* Están relacionadas a los valores de los atributos y generalmente designan niveles asequibles potenciales (por ejemplo, reducir un 15% de emisiones).

Los programas de optimización lineales obtienen soluciones óptimas de mínimo costo bajo restricciones lineales de demanda o máximo beneficio bajo una situación de recursos limitados. Los tipos de optimización lineales más comunes son los siguientes [32]:

- Problemas de programación lineal (PL): Todas las variables de decisión son continuas (pertenecen a los números reales).
- Problemas de programación lineal entera (PLE): Todas las variables de decisión son enteras. (En particular se puede tener soluciones de 0 y 1, es decir, todas las variables son binarias).
- Problemas de programación lineal entera mixta (PLEM): Se tienen variables tanto continuas como enteras.

De forma matricial, un problema de PL tiene la siguiente forma estándar:

$$\begin{aligned} Z &= \text{mín } c^T x \\ \text{Sujeto a:} & \\ & A \cdot x = b \\ & x \geq 0 \end{aligned} \tag{2-1}$$

2.2.1. Enfoques del problema PET

Los enfoques del PET pueden ser clasificados como determinístico, probabilístico y bajo incertidumbre. Los modelos determinísticos incluyen un grupo de valores predichos para parámetros específicos y estos están considerados inmutables, como la generación, la demanda, el comportamiento del mercado, etc. Este modelo frecuentemente provee una solución única. En los enfoques probabilísticos, los pronósticos admiten aleatoriedad probabilística y permiten trabajar con diferentes casos. Obviamente, este enfoque es más cercano a la realidad y sus soluciones son interpretadas como estimaciones de las características reales del sistema. Algunos ejemplos de las incertidumbres pueden ser tratados usando modelos probabilísticos [2]:

- Nivel de demanda eléctrica.
- Generación eólica.
- Generación solar.
- Tasas de interrupción forzada de equipos.

El tercer enfoque admite ciertos datos con incertidumbre están afectados por la escasez del conocimiento completo y esta información incompleta no puede ser representada por la teoría de la probabilidad, pero sí por conceptos robustos como, por ejemplo [2]:

- Estrategia en los participantes del mercado.
- Tasa de crecimiento de la demanda de electricidad.
- Condiciones hidrológicas.
- Costos de combustible para la generación.

Debido al incremento de la integración de energía renovable y la tendencia mundial para la desregulación del mercado eléctrico, la naturaleza incierta de los sistemas de transmisión ha aumentado evidentemente, la cual se puede clasificar en dos categorías: incertidumbre de alta frecuencia que incluye las variaciones de carga y la intermitencia de energía renovable, y la incertidumbre de baja frecuencia que incluye las salidas por contingencia de las líneas, la inversión y retiros en generación [7].

2.2.2. Tratamiento de la incertidumbre

En los sistemas eléctricos de potencia, la demanda es la fuente principal de incertidumbre. Desde la perspectiva de largo plazo, el crecimiento de la demanda anual es dependiente de algunas de las variables claves como la economía y el precio de los combustibles que son inherentemente inciertas en el futuro. Para el corto plazo, por ejemplo, las cargas pueden ser sensibles a factores como el clima y la temperatura que son inciertos por naturaleza.

En los años recientes, el incremento de la penetración de las Fuentes Renovables en el sistema eléctrico de potencia ha incrementado las incertidumbres en el lado de generación, especialmente el impacto de recursos naturales inciertos como el viento y el sol en los grandes sistemas eléctricos [11]. En la referencia [33], la programación estocástica es aplicada cuando se tiene un ambiente de incertidumbre, en este caso se refiere a la producción de energía de fuentes renovables y su dependencia en el corto plazo a las condiciones climáticas.

El enfoque PET tradicional se enfoca en proteger el sistema desde el peor caso base. Este enfoque estaba basado en la suposición, si un sistema sobrevive al peor caso de contingencia, entonces sería suficientemente robusto para sobrevivir cualquier contingencia. Mientras que esta suposición podría ser válida en algunos casos, el enfoque PET del peor caso base no es adecuado para los sistemas eléctricos de potencia actuales.

Las razones son dos: Primero, la más severa de las contingencias es muy poco probable que ocurra, por lo que proteger contra estas contingencias a través de la expansión de la transmisión podría ser excesivamente caro. Segundo, en un ambiente de mercado liberado y una alta penetración de fuentes renovables podría causar que el patrón de generación varíe significativamente durante las diferentes horas del año, por lo que el “peor caso” es usualmente difícil de definir o identificar (puede no ser en la carga pico). En la Figura 2-1 se ilustra la naturaleza del reforzamiento a largo plazo y los problemas de expansión a lo largo de los sistemas de potencia con incertidumbre asociada.

Se pueden considerar incertidumbres de largo plazo e incertidumbre de corto plazo dentro del problema PET. Las incertidumbres de largo plazo pertenecen a los cambios a través de los años (crecimiento de la demanda y el incremento futuro de la capacidad de generación), mientras que las incertidumbres de corto plazo pertenecen a los cambios dentro de un año (demanda, variabilidad de la generación solar y eólica, y disponibilidad del equipo) [34].

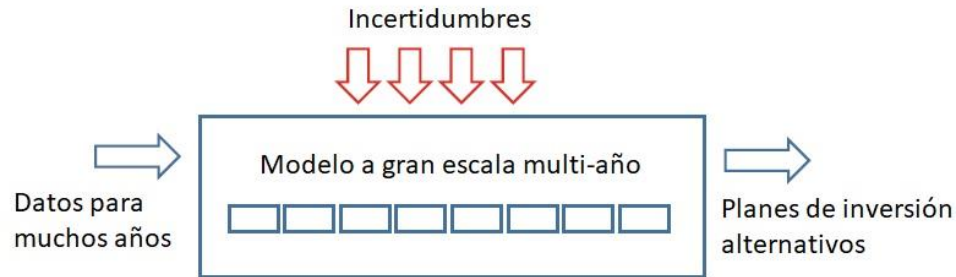


Figura 2-1. Toma de decisiones a largo plazo bajo incertidumbre [11].

Diferentes enfoques han sido aplicados para lidiar con las incertidumbres, incluyendo la Programación de Restricción de Azar, la Optimización Robusta y la Programación Estocástica. La primera, permite que algunas restricciones puedan ser violadas con un nivel de probabilidad especificado. El segundo, solo necesita conocer el rango de variación de las variables inciertas, en lugar de una detallada función de densidad de probabilidad como en la referencia [35], y puede optimizar la solución satisfaciendo todas las posibles realizaciones de las incertidumbres, que son gobernadas por el conjunto de incertidumbre, como en la referencia [36] se considera un rango de valores de incertidumbre para la demanda y para la generación. La tercera, incluye una variedad de técnicas de optimización (Monte-Carlo, Método de Estimación del Punto, Descomposición de Benders, enfoque de aproximación secuencial, y toman diferentes aspectos (tasa de salida forzada de líneas, contingencias, probabilidad de apagones, flexibilidad de inversión de la transmisión) [13].

Los *métodos de modelado de incertidumbre* generales incluyen formulaciones analíticas, conjuntos de incertidumbre y representaciones con escenarios. Para el método de formulación analítica, la incertidumbre es generalmente capturada por una función de densidad de probabilidad (FDP). Para el método de conjuntos de incertidumbre el PET robusto es introducido con la meta de búsqueda las decisiones de

inversión óptimas bajo el peor caso. Para el método de representación por escenarios, la incertidumbre está representada por medio de varios casos; entonces, el modelo PET estocástico basado en este método es propuesto para optimizar las decisiones de inversión con la meta de minimizar el costo total esperado [25]. Algunos autores consideran la correlación entre variables inciertas como en [37] y [38], donde considera la dependencia espacial entre las cargas y las fuentes de generación intermitentes. En la referencia [39] se correlaciona la demanda con la generación por medio de FDP conjunta.

Principalmente el enfoque basado en Optimización Estocástica caracteriza los parámetros inciertos a través de escenarios y generalmente necesita un número grande de casos para encontrar una solución que sea óptima promedio. Por otro lado, el enfoque de Optimización Robusta caracteriza los parámetros inciertos a través de conjuntos de incertidumbre y únicamente se necesita sus perturbaciones restringidas para encontrar una solución, la cual es óptima para la realización del peor caso de los parámetros inciertos pertenecientes a los conjuntos de incertidumbre [40]. En los problemas de Programación Estocástica, el número de casos necesarios para representar el proceso actual estocástico puede ser muy grande, que podría resultar en un problema intratable [41].

2.3. Análisis de escenarios en el problema PET

La Programación Estocástica incorpora escenarios inciertos directamente en los procesos de decisión. Encuentra la mejor solución en términos del valor objetivo esperado, calculado como el valor promedio a través de los escenarios [21]. En los problemas de Programación Estocástica, los datos inciertos son asumidos seguidos de una distribución de probabilidad dada y usualmente emplea el uso de casos o una muestra finita de la función de densidad de probabilidad. Sin embargo, el número de escenarios necesarios para representar el proceso actual estocástico puede ser muy grande, que podría resultar en intratabilidad de los problemas [41]. Generalmente se necesita un número grande de estos para encontrar una solución que sea la óptima promedio [40].

La técnica que modela y recoge adecuadamente la incertidumbre, es el denominado *análisis de escenarios*. Parte de conocer un conjunto finito de valores de los parámetros estocásticos, representativo del conjunto de todos los posibles valores [42]. Es altamente deseable analizar los datos originales históricos de los puntos de operación y seleccionar un pequeño conjunto de casos representativos que puede llevar a decisiones de planificación eficientes. El más simple y el más práctico enfoque es la selección heurística, donde unos pocos casos son seleccionados como un panorama representativo por los expertos. Naturalmente, este enfoque carece de un criterio de selección sistemático y presenta limitaciones inherentes considerando su complejidad. Un segundo enfoque es que la formulación matemática de PET puede ser modificada para explícitamente considerar datos de entrada probabilísticos [37]. Este último enfoque minimiza en general el costo esperado considerando el impacto de eventos extremos y su probabilidad de ocurrencia [43].

El proceso de construir casos futuros para la generación y la demanda está basado en datos históricos o pronosticados [24]. Existen diferentes formas de abordar el problema estocástico basado en el enfoque de escenarios, una es mediante la Simulación de Monte Carlo (SMC). Otro enfoque es utilizar un conjunto de casos bajo los cuales el sistema puede tener un nivel de factibilidad permitido [44]. La idea clave del método PET estocástico es minimizar los costos totales de inversión y los costos operacionales esperados bajo escenarios generados por la distribución de probabilidad. Para simular completamente todos los posibles escenarios para las redes futuras, la *generación de escenarios* fue propuesto para generar numerosos casos acordes a una gran cantidad de datos históricos o distribuciones de probabilidad utilizando la SMC [45].

2.3.1. Algoritmos de agrupamiento de datos

Como un número grande de escenarios son generados, resulta en una gran carga computacional. Los *métodos de reducción de escenarios* son por tanto implementados para reducir la cantidad de datos y con ello la carga computacional [7]. En años recientes varios de estos métodos han sido ampliamente desarrollados para resolver los problemas de Programación Estocástica.

Los *algoritmos de agrupamiento de datos* son métodos alternativos para la reducción de escenarios [45]. Debido a la simplicidad de los métodos basados en escenarios, muchos factores prácticos como las correlaciones entre las incertidumbres, mercados liberalizados, análisis de contingencias N-1 y sistemas de almacenamiento con baterías, pueden ser integrados a los problemas PET [25]. Después de la reducción, solo un número pequeño de casos representativos serán considerados en el modelo PET. Los algoritmos de agrupamiento de datos más populares y ampliamente utilizados son los métodos K-means, K-medoids y jerárquico.

El uso de técnicas de *Machine Learning* para analizar los datos de demanda ofrece una variedad de posibilidades dentro de los sistemas eléctricos de potencia. El *agrupamiento o clusterización* es una técnica bien conocida de máquina de aprendizaje no supervisada para la segmentación de un conjunto de datos asignando sus elementos a un conjunto de clústeres. Tiene numerosas aplicaciones en diferentes campos como análisis de segmentación del mercado, biología y estudios de redes sociales. En el dominio de los sistemas eléctricos, las técnicas de agrupamiento pueden ser usados para encontrar patrones similares en el comportamiento del consumo de los usuarios [46].

En general, la *clusterización* es la tarea de agrupar objetos de tal manera que los objetos del mismo grupo o clúster son más similares que cada uno de los que están en otros clústeres. Los algoritmos de agrupamiento pueden ser categorizados como [37]:

- *Jerárquicos*: Por ejemplo, agrupamiento jerárquico.
- *De partición*: Por ejemplo, K-means.
- *Basados en el modelo*: Como el Modelo de Mezcla Gaussiana (GMM).
- *Basados en la densidad*: Como DBSCAN.

Antes de aplicarse el agrupamiento de datos, las tres mayores preguntas pertinentes que deben hacerse en la aplicación del enfoque basado en escenarios para el problema PET son las siguientes [37]:

- ¿En qué variables debe basarse el agrupamiento? Pueden ser en el dominio de la entrada (demanda y/o inyección de energía renovable), en el dominio de

decisiones de operación (flujos de potencia, ángulos de buses) y en el dominio de decisiones de inversión (líneas a construir o costos de inversión).

- ¿Cuál es la técnica de agrupamiento más adecuada para aplicarse para las variables seleccionadas (métodos de centroides, modelos mixtos, etc.)?
- Después de agrupar los diferentes escenarios, cómo seleccionar el perfil representativo de cada clúster (valor medio o mediano).

Los métodos basados en distancia son los algoritmos de agrupamiento más populares debido a que generalmente son rápidos y fácil de implementar. Estos algoritmos usan *medidas de similitud o de no-similitud* para construir los clústeres. El propósito principal de la clusterización es agrupar elementos similares, definiendo medidas apropiadas que numéricamente expresan el grado con que dos objetos son similares o no-similares entre ellos. Los algoritmos de clusterización basados en la distancia más conocidos y ampliamente utilizados son los métodos de partición y los métodos jerárquicos [46].

Las medidas de similitud ampliamente utilizadas son dos: la función de *distancia Manhattan* y la función de distancia Euclidiana [47]. La función de distancia Manhattan calcula la distancia que se recorrería para ir de un punto a otro si el camino seguido es a través de una cuadrilla o red. Esta distancia entre dos puntos es la suma de las diferencias de sus correspondientes componentes cartesianas. La fórmula para esta distancia ente un punto $X = (X_1, X_2, \dots)$ y el punto $Y = (Y_1, Y_2, \dots)$ se muestra en la Ecuación (2-2).

$$d = \sum_{i=1}^n |X_i - Y_i| \quad (2-2)$$

Donde n es el número de variables y, X_i y Y_i son los valores de la variable i -ésima, en los puntos X y Y respectivamente.

La función de *distancia Euclidiana* mide la distancia en línea recta más corta entre dos puntos. La fórmula para esta distancia entre el punto $X = (X_1, X_2, \dots)$ y el punto $Y = (Y_1, Y_2, \dots)$ se muestra en la Ecuación (2-3).

$$d = \sqrt{\sum_{j=1}^n (X_j - Y_j)^2} \quad (2-3)$$

Las técnicas de reducción de escenarios clásicas agrupan y seleccionan los escenarios de acuerdo con su propia característica como el valor numérico, la distancia Euclidiana entre escenarios, y otros índices personalizados. Sin embargo, recientemente el manejo de métodos de *Data Driven* y *Machine Learning* son utilizados para reducir los escenarios o generar escenarios representativos. Existen tres desventajas principales de las técnicas de reducción de escenarios clásicas. Primero, los escenarios críticos PET pudieran no ser caracterizados adecuadamente; segundo, los resultados de la reducción de escenarios son estáticos e independientes de las decisiones de inversión; tercero, no se consideran todos los escenarios despreciando escenarios representativos [25].

2.3.2. Algoritmos de partición de datos

Cada técnica de agrupamiento de partición obtiene una sola partición de los datos en lugar de agrupamiento estructurado, como un dendrograma, producido por una técnica jerárquica. Las técnicas de partición tienen la ventaja en aplicaciones que involucra un conjunto con una gran cantidad de datos donde la construcción de un dendrograma es computacionalmente compleja [48]. Las técnicas de partición ampliamente utilizadas son los algoritmos K-means, K-medians y K-medoids [46]. El algoritmo de agrupamiento particional K-means es el algoritmo más simple y comúnmente utilizado que emplea un criterio de error cuadrático. Comienza con una partición inicial y realiza la reasignación de muestras a clústeres, basado en la similitud entre las muestras y los clústeres, hasta que un criterio de convergencia es alcanzado.

Típicamente, este criterio es alcanzado cuando no hay reasignaciones de cualquier muestra de un clúster a otro que causará una disminución del error cuadrático total. El algoritmo K-means es popular porque se puede emplear fácilmente, y su duración y complejidad espacial es relativamente pequeño. Un problema mayor con este algoritmo es su sensibilidad a la selección de la partición inicial y podría converger

a un mínimo local de la función criterio si la partición inicial no es apropiadamente seleccionada. El algoritmo simple de agrupamiento particional K-means es computacionalmente eficiente y da buenos resultados si los clústeres son compactos, lo más esférico posible en forma, y bien separados en el espacio característico. Los pasos básicos del algoritmo de K-means son los siguientes:

1. Seleccionar una partición inicial con k clústeres conteniendo muestras escogidas de manera aleatoria, y calcular los centroides de los clústeres.
2. Generar una nueva partición asignado cada muestra al centroide del clúster más cercano.
3. Calcular los nuevos centros de los clústeres como los nuevos centroides.
4. Repetir los pasos 2 y 3 hasta que un valor óptimo de la función criterio es encontrado o hasta que la pertenencia de datos en los clústeres se estabiliza.

Una gran frustración en utilizar programas de agrupamiento particional es la carencia de guías disponibles para escoger el número k de clústeres además de la ambigüedad sobre la mejor selección de la partición inicial, actualizando la partición, ajustando el número de clústeres, y el criterio de paro. El algoritmo de K-means es muy sensible al ruido o a los datos aislados, porque una pequeña cantidad de tales datos puede influir sustancialmente en el valor medio [48].

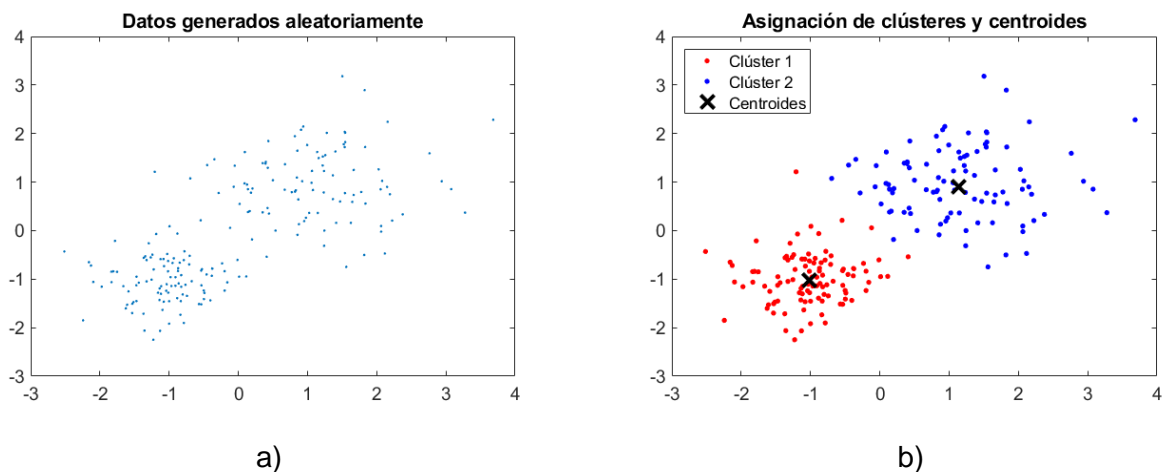


Figura 2-2. Representación del algoritmo K-means. a) Conjunto de datos inicial, b) Datos agrupados después de aplicar el algoritmo de K-means.

A diferencia de K-means, el método de K-medoids, en lugar de tomar el valor medio de las muestras, utiliza el objeto localizado más cerca del centro en un clúster

para ser el valor representativo del clúster. Debido a esto, K-medoids es menos sensible al ruido y datos aislados. El algoritmo K-medians emplea la mediana en lugar del valor medio para la asignación del centroide de cada clúster [48].

En el trabajo desarrollado en [49] se presenta una manera de crear un número reducido de perfiles de demanda de días típicos que pueden representar un año de operación del sistema eléctrico de Gran Bretaña. Para realizar esto, se aplicó el algoritmo de agrupamiento de K-means. Cada miembro de cada grupo es seleccionado utilizando una medida de similitud, en este caso, la distancia Euclidiana de cada punto de los datos al punto promedio del grupo; el objetivo del proceso es localizar cada observación en un grupo de tal manera que esta distancia sea minimizada. Estos perfiles representativos de demanda fueron realizados bajo datos históricos desde 1994 hasta 2005. El trabajo mostrado en la referencia [49] tiene la finalidad de utilizar estas curvas en un modelo de despacho económico futuro en 2020, simularlo con un menor tiempo de simulación sin perder la validez de los resultados.

Una de las ventajas encontradas del uso de K-means en la formación de los perfiles de demanda representativos es que un modelo complejo puede simularse las veces que sean necesarias, realizar un mayor número de análisis de sensibilidad sin la necesidad de realizar SMC, debido a que la carga computacional se reduce considerablemente. Una de las desventajas mostradas en este problema es que se pierde precisión en representar los escenarios más críticos. Sin embargo, en la mayoría de ellos se obtienen resultados aceptables.

2.4. Algoritmo de agrupamiento de datos K-means

2.4.1. Algoritmo K-means clásico

El algoritmo de agrupamiento de K-means es uno de los más viejos y de los más ampliamente utilizados de los algoritmos de agrupamiento. La investigación en K-means puede ser remontado hasta la mitad del último siglo, conducido por numerosos investigadores a través de diferentes disciplinas, el más notable Lloyd (1957, 1982), Forgey (1965), Friedman y Rubin (1967) y MacQueen (1967). Jain y Dubes (1988) provee una historia detallada de K-means con descripciones y algunas variaciones.

En resumen, K-means es un algoritmo basado en centroides, en un agrupamiento particional simple que intenta encontrar k grupos o clústeres no superpuestos. Estos clústeres son representados por sus centroides (un centroide de un clúster es típicamente el promedio de los puntos en ese grupo). El proceso de agrupamiento de k-means es el siguiente:

- a) Primero, k centroides iniciales son seleccionados, donde k está especificado por el usuario e indica el número deseado de grupos.
- b) Cada punto en los datos es entonces asignado al centroide más cercano, y cada colección de puntos asignados a un centroide forma un grupo.
- c) El centroide de cada grupo es entonces actualizado basándose en los puntos asignados a ese clúster. Este proceso se repite hasta no haya cambios en los clústeres.

Suponga $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ es el grupo de datos a ser agrupado. El algoritmo K-means puede ser expresado por una función objetivo que depende de las proximidades de los datos puntuales a los centroides de los clústeres como se muestra:

$$\min_{c_k} \sum_{k=1}^K \sum_{x \in C_k} d(x, c_k), \quad 1 \leq k \leq K \quad (2-4)$$

$$c_k = \sum_{x \in C_k} \frac{x}{n_k} \quad (2-5)$$

Donde n_k es el número de datos asignados al clúster C_k , c_k es el centroide del clúster C_k , K es el número de clústeres establecidos por el usuario, y la función d calcula la distancia entre los datos x y el centroide c_k .

Mientras la selección de la función de la distancia d es opcional, la distancia Euclidiana cuadrática, ha sido la distancia más ampliamente utilizada en investigación y en la práctica. El proceso de iteración introducido con anterioridad es ciertamente un método de optimización alternante de gradiente descendente que ayuda a resolver la Ecuación (2-4), aunque frecuentemente converge a un mínimo local o a un punto silla.

El algoritmo de K-means tiene distintas ventajas comparadas con otros algoritmos de agrupamiento. El algoritmo K-means es muy simple y robusto, altamente

efectivo, y puede ser usado para una amplia variedad de tipos de datos. Ciertamente, ha sido clasificado el segundo lugar de entre el Top 10 de los algoritmos de minería de datos más influyentes en la comunidad de investigación identificado por la Conferencia Internacional de Minería de Datos (ICDM) de IEEE en diciembre de 2006, y se ha vuelto en el método de referencia de facto para la proposición de nuevos métodos.

Algunas desventajas del algoritmo de K-means, como el pobre desempeño para grupos no globulares, y ser sensible a valores atípicos, son frecuentemente superados por las ventajas, y parcialmente corregidas por la propuesta de nuevas variantes [50].

2.4.2. Algoritmo K-means++

El algoritmo de K-means++ es una de las variantes del algoritmo clásico que busca mejorar el desempeño del agrupamiento. El algoritmo de K-means++ es un método heurístico para encontrar el centroide semilla para el agrupamiento de K-means. De acuerdo con la referencia [51], el algoritmo K-means++ mejora el tiempo de ejecución del algoritmo tradicional de Lloyd, y la calidad de la solución final.

Usualmente el algoritmo K-means de Lloyd comienza con centros arbitrarios k , típicamente escogidos uniformemente de forma aleatoria de un conjunto de datos. Cada punto entonces es asignado a su centro más cercano, y cada centro es recalculado como el centro de masas de todos los puntos asignados a él. Estos dos pasos (asignar y cálculo del nuevo centroide) es repetido hasta que el proceso se estabiliza. En la práctica, muy pocas iteraciones son usualmente requeridas, que hacen al algoritmo más rápido que la mayoría de sus competidores. Desafortunadamente, la velocidad empírica y la simplicidad del algoritmo de K-means tiene como precio la precisión. El algoritmo K-means++ trata de mejorar esta precisión.

El algoritmo K-means++ comienza con la selección de los centroides. En un momento dado, $D(x)$ denota la distancia más corta de un dato x al centroide más cercano que se haya escogido. Entonces, el algoritmo es el siguiente:

- a) Se escoge un centroide inicial c_1 uniformemente de forma aleatoria del conjunto de datos X .

b) Se selecciona el siguiente centroide c_i seleccionando $c_i = x' \in X$ con probabilidad:

$$p_c = \frac{D(x')^2}{\sum_{x \in X} D(x)^2} \quad (2-6)$$

- c) Se repite el paso anterior hasta que se seleccionen todos los k centroides.
 d) Se procede con el algoritmo de K-means estándar.

2.4.3. Estimación de número de clústeres

Existen diversos métodos para estimar el número de clústeres, cuyo estudio no es el alcance de este trabajo. Sin embargo, para los casos de estudio presentados en el presente trabajo se emplea el Método de la Silueta como referencia para la selección del número de clústeres.

El Método de la Silueta puede utilizarse para estudiar la distancia de separación entre los grupos resultantes. El gráfico de la silueta muestra una medida de qué tan cerca está cada punto en un clúster de los puntos en los clústeres vecinos y, por lo tanto, proporciona una forma de evaluar el número de clústeres de manera visual.

El coeficiente de Silueta fue definido por Kaufman y Rousseeuw, que encuentra el promedio de la distancia al clúster de mejor ajuste comparado con el promedio de la distancia entre el dato puntual $x \in C$ a otros puntos que pertenecen al clúster C para determinar la propiedad del conjunto de clústeres. La cohesión mide cómo los objetos están relacionados estrechamente en un clúster, mientras que la separación mide qué tan bien separado está un clúster de otro [52].

- ✓ La cohesión $a(x)$ es la distancia promedio de x a otros datos del mismo clúster.
- ✓ La separación $b(x)$ es la distancia promedio de x a otros datos en otros clústeres.

Finalmente, el Coeficiente de Silueta (CS) se obtiene de la siguiente forma:

$$CS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{b(x) - a(x)}{\max \{a(x), b(x)\}} \quad (2-7)$$

Un valor cercano a 1 indica una selección perfecta del número de clústeres y un valor cercano a -1 indica lo contrario.

2.5. Resumen y conclusión

En este capítulo se expusieron los distintos enfoques en los que puede ser abordado el problema PET. En este trabajo se aborda la principal variable de incertidumbre y la más importante, desde el punto de vista que sin ella el sistema eléctrico no tendría razón de ser, que es la demanda. Se escogió estudiar la demanda desde el enfoque de largo plazo como lo es el crecimiento de demanda anual.

Visto desde el método de resolución del problema de optimización considerando la incertidumbre, existen tres descritos anteriormente; Programación de Restricción de Azar, la Optimización Robusta y la Programación Estocástica. Se opta por la Programación Estocástica porque toma en consideración el uso de un número de escenarios que se pueden obtener escogiendo los casos extremos o los más característicos del sistema escogidos por pericia de los expertos de un conjunto de datos históricos, que en este trabajo parte de datos históricos y estimados. Sin embargo, se desea que esta selección sea objetiva. La gran cantidad de escenarios puede resultar en un problema debido al aumento en el tiempo y recursos computacionales a considerar en el modelo de optimización.

Dentro de la variedad de algoritmos de agrupamiento existentes se selecciona el algoritmo de K-means++, algoritmo mejorado de la versión clásica, que ha sido utilizado ampliamente no solo en el área eléctrica sino en diversas áreas científicas debido a que se trata de un algoritmo sencillo, que puede emplearse en una gran cantidad de datos, es rápido, es efectivo y puede utilizarse en una amplia variedad de tipos de datos.

En contraste con las ventajas de este algoritmo, para lidiar con una de sus desventajas que es la selección subjetiva del número de clústeres, puede estimarse por medio de algún método matemático, que en este trabajo se seleccionó el Coeficiente de Silueta, por su sencilla implementación e interpretación. Esto con el objetivo de que el proceso sea lo más objetivo posible. Por tanto, para el enfoque de incertidumbre en la demanda resulta conveniente el empleo de la técnica de programación estocástica, considerando una reducción de escenarios por medio del algoritmo de K-means++ para reducir tiempo y recursos computacionales para obtener resultados lo más objetivos posibles.

Capítulo 3 Modelo matemático clásico de la Planificación de la Expansión de la Transmisión

3.1. Introducción

En este capítulo se presenta el Modelo PET clásico, utilizando el modelo en CD para la simulación de los flujos de potencia de la red eléctrica, empleando el enfoque del periodo de planificación estático y con todas sus variables deterministas. Se considera en este modelo los costos de inversión de nuevas líneas y los costos de generación, despreciando las pérdidas y otros costos de confiabilidad como los costos de pérdida de carga o de energía. Primeramente, se presenta la formulación matemática del modelo de flujos de potencia en CD, posteriormente se presenta el modelo de CD aplicado al problema PET y su modificación para linealizar sus restricciones, por medio de una constante disyuntiva.

3.2. Modelo de la red de transmisión

Los estudios de flujos de potencia son de gran importancia en la planeación y diseño de la expansión futura de los sistemas eléctricos de potencia, así como en la determinación de las mejores condiciones de operación de los sistemas existentes. La información principalmente que se obtiene de un estudio de flujos de potencia es la magnitud y el ángulo de fase del voltaje en cada nodo, las potencias reales y reactivas que fluyen en cada línea [53]. El modelo de flujos de potencia en CA emplea expresiones exactas del flujo de potencia, mientras que un modelo aproximado que permite proveer una solución rápida de flujos de potencia es el modelo en CD. Matemáticamente, el problema de flujos de potencia en CA encuentra una solución factible a un conjunto de ecuaciones no lineales, como lo son las ecuaciones de balance nodal [54]. La forma polar de las ecuaciones de la potencia real y reactiva totales en el nodo i son [1]:

$$P_i = V_i \sum_{j=1}^n V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (3-1)$$

$$Q_i = V_i \sum_{j=1}^n V_j (G_{ij} \text{sen } \theta_{ij} - B_{ij} \text{cos } \theta_{ij}) \quad (3-2)$$

Cuando un solo elemento (línea de transmisión o transformador) es conectado entre los nodos i y j , el flujo de potencia que fluye del nodo i al nodo j puede ser obtenido como:

$$P_{ij} = V_i V_j (G_{ij} \text{cos } \theta_{ij} + B_{ij} \text{sen } \theta_{ij}) - G_{ij} V_i^2 \quad (3-3)$$

$$Q_{ij} = V_i V_j (G_{ij} \text{sen } \theta_{ij} - B_{ij} \text{cos } \theta_{ij}) + V_i^2 (B_{ij} - b_{s,ij}) \quad (3-4)$$

Las ecuaciones de balance nodal, despreciando las pérdidas reales, se consideran como la diferencia de las potencias de generación y la potencia demandada, como sigue:

$$P_i = PG_i - PD_i \quad (3-5)$$

$$Q_i = QG_i - QD_i \quad (3-6)$$

Sustituyendo la Ecuación (3-1) en la Ecuación (3-5) y la Ecuación (3-2) en la Ecuación (3-6), las ecuaciones de balance nodal en forma polar quedan como sigue:

$$PG_i - PD_i - V_i \sum_{j=1}^n V_j (G_{ij} \text{cos } \theta_{ij} + B_{ij} \text{sen } \theta_{ij}) = 0 \quad (3-7)$$

$$QG_i - QD_i - V_i \sum_{j=1}^n V_j (G_{ij} \text{sen } \theta_{ij} - B_{ij} \text{cos } \theta_{ij}) = 0 \quad (3-8)$$

Para los nodos de carga (nodo P-Q), tanto la Ecuación (3-7) y la Ecuación (3-8) son necesarias. Para los nodos de generación (nodo P-V) no hay límite en potencia reactiva, por lo que solamente la Ecuación (3-7) es necesaria debido a que el despacho de potencia reactiva es determinado una vez que todas las variables son resueltas.

No se necesitan ecuaciones para el nodo de referencia o nodo "swing" (nodo V- θ). Métodos iterativos como el método de Newton Raphson y el Método de Gauss Seidel son los usualmente utilizados para resolver estas ecuaciones y encontrar una solución numérica, como se mencionó anteriormente, al tratarse de ecuaciones no lineales.

El modelo de flujos de potencia en CD es una versión linealizada del modelo de flujos de potencia en CA. Los supuestos clave en el modelo de flujo de potencia en CD son los siguientes:

- ✓ Las resistencias serie de la línea son despreciables, es decir: $P_{ij} = P_{ji}$.
- ✓ El flujo de potencia reactivo en la línea es despreciable, es decir: $Q_{ij} = 0$.
- ✓ La diferencia del ángulo de fase del voltaje es tan pequeña que se puede considerar que: $\cos \theta_{ij} = \cos(\theta_i - \theta_j) \approx 1$ y $\sin \theta_{ij} = \sin(\theta_i - \theta_j) \approx \theta_i - \theta_j$.
- ✓ Las magnitudes de los voltajes de nodo son cercanas a 1.0 pu.

Considerando lo anterior, el flujo de potencia activa en el modelo de CD, la Ecuación (3-3) se transforma en la Ecuación (3-9).

$$P_{ij} = G_{ij}(\cos \theta_{ij} - 1) + B_{ij} \sin \theta_{ij} \quad (3-9)$$

Considerando que las diferencias de ángulos de fase de nodos adyacentes son muy pequeñas, la Ecuación (3-9) se transforma en la Ecuación (3-10).

$$P_{ij} = B_{ij}(\theta_i - \theta_j) \quad (3-10)$$

El elemento B_{ij} usualmente es negativo, por lo que, si se multiplica por menos uno, la susceptancia serie entre los nodos i y j es igual a la Ecuación (3-11).

$$B_{ij} = \frac{x_{ij}}{r_{ij}^2 + x_{ij}^2} = \frac{1/x_{ij}}{1 + (r_{ij}/x_{ij})^2} \quad (3-11)$$

Para valores $\frac{r}{x} < 3$, que es lo típico para líneas de transmisión, el error que surge de reemplazar B_{ij} por $\frac{1}{x_{ij}}$ es menor al 1%, por lo tanto, la Ecuación (3-10) se puede reescribir en la Ecuación (3-12).

$$P_{ij} = \frac{1}{x_{ij}}(\theta_i - \theta_j) \quad (3-12)$$

$$\theta_i - \theta_j = x_{ij}P_{ij} \quad (3-13)$$

Reacomodando la Ecuación (3-12) en la Ecuación (3-13), se pueden representar de manera matricial como se muestra en la Ecuación (3-14).

$$A^T \theta = X P_F \quad (3-14)$$

$$P_F = X^{-1} A^T \theta \quad (3-15)$$

Donde la matriz A denota la matriz de incidencia de línea a nodo, θ es el vector de ángulos de fase, en ambas removiendo la fila del nodo de referencia o “slack”, X es la matriz diagonal de las reactancias de línea y P_F es el vector de flujos de potencia de las líneas.

Ignorando la resistencia de las líneas, la suma de todas las potencias activas es cero, lo que significa que la potencia en cada nodo (incluyendo del nodo de referencia) es una combinación lineal de las restantes. Si P denota el vector de potencia neta inyectada, exceptuando para el nodo de referencia, aplicando la Ley de Corrientes de Kirchhoff a los flujos de potencia lleva a la Ecuación (3-16).

$$P = A \cdot P_F \quad (3-16)$$

Finalmente sustituyendo la Ecuación (3-15) en la Ecuación (3-16), se obtiene la relación lineal deseada entre las inyecciones de potencia y los ángulos de fase, mostrada en la Ecuación (3-17).

$$P = [AX^{-1}A^T]\theta = B\theta \quad (3-17)$$

La matriz B tiene la misma estructura dispersa y simétrica como la matriz de admitancias, sus valores siendo calculados solamente en términos de las reactancias de línea. Como se observa, el problema de flujos de potencia en CD puede ser resuelto directamente sin utilizar un método iterativo [54].

3.3. Costos de los generadores

El problema del Despacho Económico (DE) consiste en distribuir la demanda total entre las unidades generadoras de manera que se minimice el costo de producción. Las unidades generadoras tienen diferentes costos de producción dependiendo de la fuente primaria de energía utilizada para producir electricidad (principalmente carbón, petróleo, gas natural, uranio, reservorios de agua almacenada).

En el DE clásico, a cada unidad generadora es asignada una función $C_i(PG_i)$, que caracteriza su costo de generación en \$/h en términos de la potencia producida PG_i

en MW. Esta función se obtiene multiplicando la curva de tasa de calor, expresando el combustible consumido para producir 1 MW durante 1 hora, por el costo del combustible consumido durante esa hora. Es importante notar que la tasa de calor es una medida de la eficiencia de energía de la unidad generadora. La función de costo es generalmente aproximada por una función convexa cuadrática o una función lineal por partes, como se muestra Figura 3-1 [1].

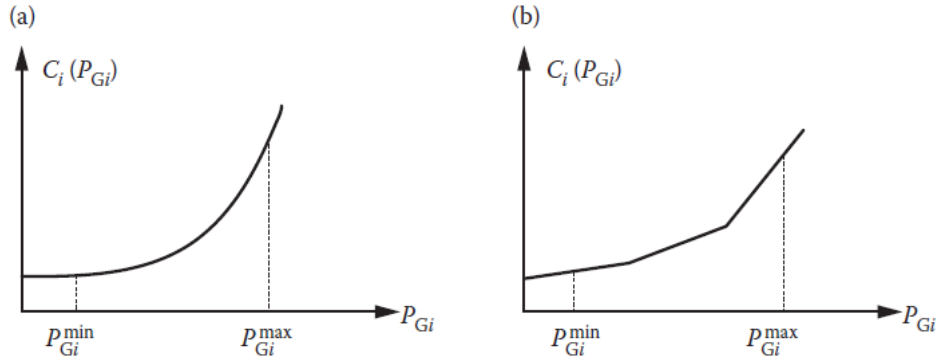


Figura 3-1. Funciones de costo, a) convexa cuadrática y b) lineal por partes [1].

Considerando n unidades generadoras, el costo total de producción es:

$$C(PG) = \sum_{i=1}^n C_i(PG_i) \quad (3-18)$$

Si la demanda total del sistema es PD^{total} y todas las unidades generadoras contribuyen al suministro de esta, la generación debe ser igual a la demanda total más las pérdidas de las líneas de transmisión $P_{pérdida}$.

$$\sum_{i=1}^n PG_i = PD^{total} + P_{pérdida} \quad (3-19)$$

El problema del DE consiste en minimizar el costo de generación total de la Ecuación (3-18) con respecto a la producción de las unidades PG_i , sujetas al balance de potencia de la Ecuación (3-19) y a los límites operacionales de las unidades de generación. Es decir:

$$PG_i^{min} \leq PG_i \leq PG_i^{max} \quad (3-20)$$

Una representación realista de la función de costo de generación, puede ser una función convexa y cuadrática, que tiene la siguiente forma:

$$C_i(PG_i) = C_{oi} + a_i PG_i + \frac{1}{2} b_i PG_i^2 \quad (3-21)$$

3.4. Modelo PET clásico

3.4.1. Formulación de programación no lineal entera mixta (PNLEM)

La formulación del problema PET comúnmente se realiza empleando la Programación no Lineal Entera Mixta (PNLEM) donde la variable entera corresponde a una variable binaria (0,1) en la que se decide la no construcción o la construcción de una línea previamente propuesta como candidata, respectivamente. La formulación más simple, empleando el modelo de Flujos de Potencia Óptimos en CD (FPO-CD), con el enfoque de planificación estática, sin pérdidas, y únicamente considerando el costo de inversión y el costo de operación, se tiene que la función objetivo es:

$$c_T = \min \sum_{l \in \Omega_l} c_l z_l + \sum_{g \in \Omega_g} c_g PG_g \quad (3-22)$$

Que está sujeta a las siguientes restricciones:

- Ecuación de balance nodal sin considerar pérdidas:

$$\sum_{l \in \Omega_l^n} P_l + \sum_{g \in \Omega_g^n} PG_g = \sum_{d \in \Omega_d^n} PD_d, \quad \forall n \in \Omega_n \quad (3-23)$$

- Ecuación de flujo de potencia en las líneas existentes:

$$P_l = b_l(\theta_i - \theta_j), \quad \forall l \in \Omega_l \quad (3-24)$$

- Ecuación de flujo de potencia en las líneas candidatas:

$$P_l = z_l b_l(\theta_i - \theta_j), \quad \forall l \in \Omega_{l+} \quad (3-25)$$

- Límites de capacidad de las líneas existentes:

$$-P_l^{max} \leq P_l \leq P_l^{max}, \quad \forall l \in \Omega_l \quad (3-26)$$

- Límites mínimos y máximos de capacidad de las líneas candidatas:

$$-z_l P_l^{max} \leq P_l \leq z_l P_l^{max}, \quad \forall l \in \Omega_{l+} \quad (3-27)$$

- Límites mínimos y máximos de la generación:

$$0 \leq PG_g \leq PG_g^{max}, \quad \forall g \in \Omega_g \quad (3-28)$$

- Selección del nodo de referencia:

$$\theta_{ref} = 0^\circ \quad (3-29)$$

3.4.2. Formulación de programación lineal entera mixta (PLEM)

El modelo PNLEM descrito anteriormente es no lineal debido a los productos de las variables binarias (z_l) y las variables continuas (θ_l) en las restricciones de flujo de potencia en las líneas. Sin embargo, es posible eliminar las ecuaciones no lineales por medio de las de la siguiente ecuación [11]:

$$-(1 - z_l)M_l \leq P_l - b_l\theta_l \leq (1 - z_l)M_l, \quad \forall l \in \Omega_{l+} \quad (3-30)$$

Donde M_l es una constante positiva suficientemente grande, procedente del método de la gran M. Cuando la línea es construida ($z_l = 1$), las restricciones anteriores para las líneas nuevas se convierten en:

$$-P_l^{max} \leq P_l \leq P_l^{max} \quad (3-31)$$

$$P_l - b_l(\theta_i - \theta_j) = 0 \quad (3-32)$$

Cuando la línea no es construida ($z_l = 0$), las restricciones se convierten en:

$$-M_l \leq P_l - b_l\theta_l \leq M_l, \quad \forall l \in \Omega_{l+} \quad (3-33)$$

$$P_l = 0, \quad \forall l \in \Omega_{l+} \quad (3-34)$$

Primero se observa que el flujo de potencia en la línea nueva es nulo. Segundo, se consideran límites suficientemente grandes en la diferencia entre los ángulos de voltaje en dos nodos que no están conectados, por medio del parámetro disyuntivo M [11].

El uso de este parámetro disyuntivo M es conocido como el Método de la Gran-M (Big-M). La dificultad de este método es la selección apropiada de la M . En la práctica, un número grande arbitrario M podría resultar en dificultades numéricas en la solución.

Sin embargo, si M no es lo suficientemente grande, entonces la solución óptima real será excluida de la región factible que causa que el proceso del método Branch-and-bound termine en una solución subóptima o incluso no factible. La selección de M depende de los parámetros existentes en la topología. Para calcular un valor apropiado de M , dos situaciones son tomadas en cuenta: la simple, que es cuando una línea candidata se encuentra en un corredor de transmisión existente. Si ocurre esto, considerando que hay l líneas existentes en el corredor, entonces el valor de M puede ser calculado como [54]:

$$M_l = \min \left(\frac{P_l^{max}}{b_l} \right) b_l \quad (3-35)$$

Donde $l' = 1, 2, \dots, l$, representa todas las líneas existentes en el corredor. Cuando una línea candidata crea un nuevo corredor de transmisión, el problema se vuelve difícil.

De hecho, no es práctico calcular el valor exacto de M para cada línea candidata que crea un nuevo corredor de transmisión, en lugar de ello, un límite alto heurístico es usado [54]. Se selecciona el valor de $M_l = 100,000$ de manera heurística para las simulaciones de este trabajo, por lo que el cálculo y análisis de la selección de este parámetro queda fuera del alcance de este trabajo.

3.5. Validación del modelo clásico

3.5.1. Descripción del sistema de Garver

El sistema de L.L. Garver [10], pionero en la resolución del problema PET, se compone de 6 nodos. Originalmente el nodo 6 permanece aislado de la red. El nodo 1 es el nodo de referencia por lo que su ángulo de fase es cero, el nodo 2, 4 y 5 son nodos de carga P-Q, y finalmente los nodos 3 y 6 son nodos donde hay generación, es decir, son nodos tipo P-V. Al utilizar el modelo en CD, la magnitud del voltaje es 1 y no hay límite en el ángulo de fase de cada nodo. En la Tabla 3-1 se muestra los datos de cada nodo del sistema, principalmente la demanda pico en cada nodo.

Tabla 3-1. Datos de los nodos del sistema Garver

| Nodo | Tipo | PD_d [MW] | Base [kV] | $V^{m\acute{a}x}$ [pu] | $V^{m\acute{i}n}$ [pu] |
|------|-------|-------------|-----------|------------------------|------------------------|
| 1 | Slack | 80 | 230 | 1.1 | 0.9 |
| 2 | P-Q | 240 | 230 | 1.1 | 0.9 |
| 3 | P-V | 40 | 230 | 1.1 | 0.9 |
| 4 | P-Q | 160 | 230 | 1.1 | 0.9 |
| 5 | P-Q | 240 | 230 | 1.1 | 0.9 |
| 6 | P-V | 0 | 230 | 1.1 | 0.9 |

Originalmente el sistema de Garver presenta más de una unidad generadora en los nodos de generación. Sin embargo, en este trabajo se considera la suma de las unidades generadoras como una sola unidad. En Tabla 3-2 se muestra los datos de los generadores en los nodos 1, 3 y 6. Se especifica sus límites de generación mínima y máxima, y el costo asociado a la operación del generador expresado en dólares por unidad de energía (\$/MWh).

Tabla 3-2. Datos de las unidades generadoras del sistema Garver

| Nodo | V_g [pu] | PG_g^{max} [MW] | PG_g^{min} [MW] | c_g [\$/MWh] |
|------|------------|-------------------|-------------------|----------------|
| 1 | 1.00 | 150 | 0 | 0.02 |
| 3 | 1.00 | 360 | 0 | 0.30 |
| 6 | 1.00 | 600 | 0 | 0.40 |

En la Tabla 3-3 se muestran las 6 líneas de transmisión existentes en la red, especificando su nodo de origen y su nodo destino, además de la resistencia y reactancia de las líneas. Se presenta la capacidad máxima de transmisión y su costo de inversión. Los costos de inversión de las líneas existentes son tomados como referencia para líneas de transmisión candidatas que se consideran entre los mismos nodos de origen y destino.

Tabla 3-3. Datos de las líneas de transmisión existentes en el sistema Garver

| No. Línea | Nodo origen | Nodo destino | R [pu] | X [pu] | P_l^{max} [MW] | c_l [\$\$\$] |
|-----------|-------------|--------------|--------|--------|------------------|----------------|
| 1 | 1 | 2 | 0.01 | 0.4 | 100 | 40 |
| 2 | 1 | 4 | 0.15 | 0.6 | 80 | 60 |
| 3 | 1 | 5 | 0.05 | 0.2 | 100 | 20 |
| 4 | 2 | 3 | 0.05 | 0.2 | 100 | 20 |
| 5 | 2 | 4 | 0.10 | 0.4 | 100 | 40 |
| 6 | 3 | 5 | 0.05 | 0.2 | 100 | 20 |

Para este caso de estudio, se consideran 19 líneas de transmisión candidatas, con sus respectivas ubicaciones, parámetros eléctricos, capacidad máxima de transmisión y su costo de inversión asociado. Se presenta el diagrama unifilar del sistema de Garver de 6 nodos en la Figura 3-2.

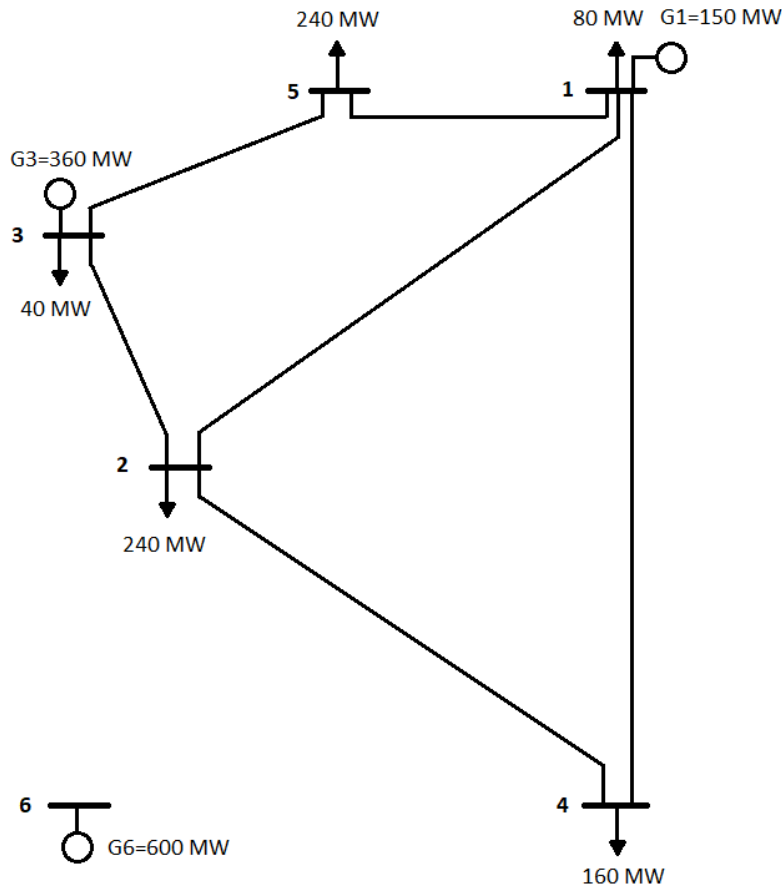


Figura 3-2. Diagrama unifilar del sistema de Garver

En la Tabla 3-4 se muestran los datos de las líneas de transmisión candidatas del caso de estudio del sistema de Garver. El costo de inversión está expresado en millones de dólares (\$MM).

Tabla 3-4. Datos de las líneas de transmisión candidatas del sistema Garver

| No. Línea | Nodo origen | Nodo destino | R [Ω] | X [Ω] | P_l^{max} [MW] | c_l [\$MM] |
|-----------|-------------|--------------|----------------|----------------|------------------|--------------|
| 7 | 1 | 3 | 0.09 | 0.38 | 100 | 38 |
| 8 | 1 | 3 | 0.09 | 0.38 | 100 | 38 |
| 9 | 1 | 3 | 0.09 | 0.38 | 100 | 38 |
| 10 | 1 | 6 | 0.17 | 0.68 | 70 | 68 |
| 11 | 2 | 5 | 0.08 | 0.31 | 100 | 31 |
| 12 | 2 | 6 | 0.08 | 0.30 | 100 | 30 |

| No. Línea | Nodo origen | Nodo destino | R [Ω] | X [Ω] | P_l^{max} [MW] | c_l [\$MM] |
|-----------|-------------|--------------|----------------|----------------|------------------|--------------|
| 13 | 2 | 6 | 0.00 | 0.30 | 100 | 30 |
| 14 | 2 | 6 | 0.08 | 0.30 | 100 | 30 |
| 15 | 2 | 6 | 0.08 | 0.30 | 100 | 30 |
| 16 | 3 | 4 | 0.15 | 0.59 | 82 | 59 |
| 17 | 3 | 5 | 0.05 | 0.20 | 100 | 20 |
| 18 | 3 | 5 | 0.05 | 0.20 | 100 | 20 |
| 19 | 3 | 5 | 0.05 | 0.20 | 100 | 20 |
| 20 | 3 | 6 | 0.12 | 0.48 | 100 | 48 |
| 21 | 4 | 5 | 0.16 | 0.63 | 75 | 63 |
| 22 | 4 | 6 | 0.08 | 0.30 | 100 | 30 |
| 23 | 4 | 6 | 0.08 | 0.30 | 100 | 30 |
| 24 | 4 | 6 | 0.08 | 0.30 | 100 | 30 |
| 25 | 5 | 6 | 0.15 | 0.61 | 78 | 61 |

3.5.2. Resultados de la validación

De acuerdo con los resultados presentados en la Tabla 3-5, se hace una comparación del modelo PET clásico presentado en este capítulo y su comparación con la referencia [55]. Podemos observar que el modelo arroja como solución óptima la construcción de 4 nuevas líneas y un costo total de inversión de 110 [\$MM].

Tabla 3-5. Validación del modelo PET clásico mostrado con la literatura

| Modelo | Líneas nuevas | Número de líneas invertidas totales | Costo de inversión [\$MM] |
|-----------------|--------------------------|-------------------------------------|---------------------------|
| PET clásico | 3-5 4-6 4-6 4-6 | 4 | 110 |
| Referencia [55] | 3-5 4-6 4-6 4-6 | 4 | 110 |

Se puede apreciar que los resultados del modelo PET clásico linealizado con el método de la Gran M, presentado en la Sección 3.4, se valida con los resultados obtenidos de la referencia [55] que presenta un modelo de programación lineal entera mixta, el cual puede tomar en cuenta o no las pérdidas de la red y es resuelto por medio del software de optimización CPLEX. En este trabajo no son tomadas en cuenta las pérdidas por lo que los resultados obtenidos son comparados con el modelo que no considera las pérdidas de las líneas de transmisión.

En la Figura 3-3 se muestran las líneas nuevas empleando el modelo PET clásico determinista explicado en la Sección 3.4 que coincide con el resultado de la referencia [55] que fue utilizada para la validación. Se ha creado el corredor del nodo 4 al nodo 6, en la que se ha invertido tres líneas y una línea en el corredor existente del nodo 3 al nodo 5.

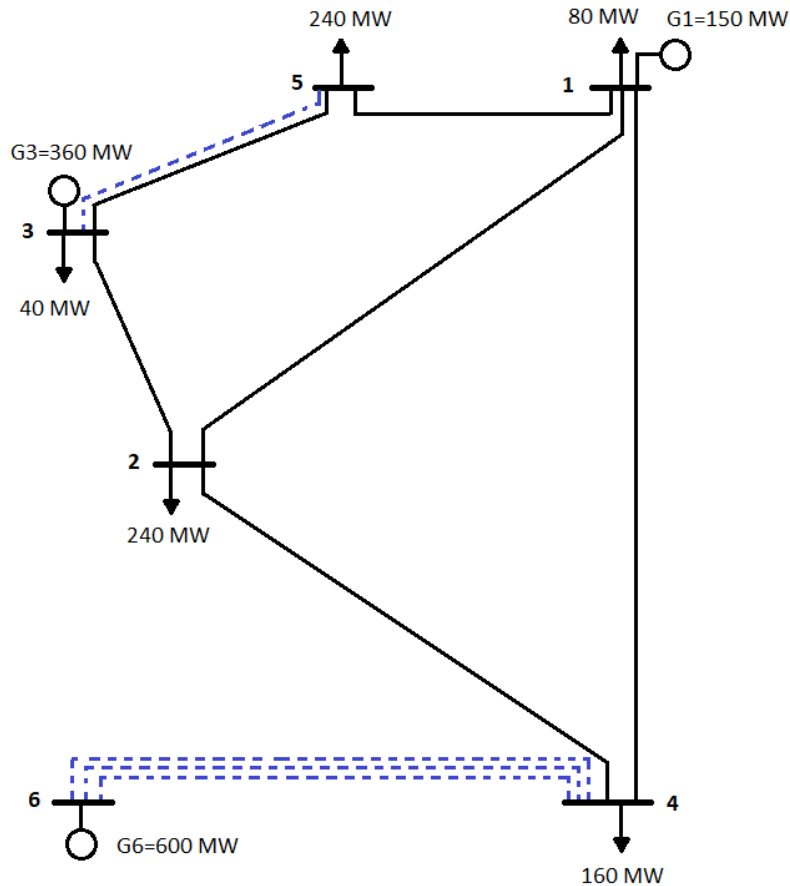


Figura 3-3. Diagrama unifilar del sistema Garver con líneas nuevas con modelo clásico determinista.

3.6. Resumen y conclusión

En este capítulo se describió el modelo clásico del problema PET que consiste en un modelo de Flujos de Potencia Óptimos en Corriente Directa (FPO-CD) que se compone de la resolución de los flujos de potencia en las líneas de transmisión y en la optimización del despacho en la generación. Este es un modelo de la red eléctrica simplificado de la red en Corriente Alterna, por ello fue importante mencionar de dónde proviene este modelo simplificado.

Al modelo presentado en la Sección 3.4 se le refiere como “clásico” porque es de los primeros modelos en ser utilizados en la literatura para el enfoque de optimización matemática, además es empleado para comparar y ratificar resultados con los nuevos modelos propuestos por los investigadores en el área. Asimismo, el sistema de Garver de 6 nodos sigue siendo el primer sistema eléctrico de validación empleado en la mayoría de los artículos desde la publicación de Garver hasta los más recientes. En este trabajo, el modelo propuesto es resuelto bajo un enfoque determinista para ser comparado con el modelo clásico.

Como se observa en la Sección 3.5.2, los resultados muestran que el modelo propuesto en este trabajo resuelve de manera satisfactoria el problema PET cuando se considera el enfoque determinista de la demanda porque se encuentran los mismos costos de inversión y operación, así como la misma cantidad de líneas a invertir y misma ubicación. Con esto se comprueba que el modelo propuesto obtiene los costos de inversión y operación, la cantidad y localización de las líneas de transmisión de manera correcta, considerando incluso un nuevo corredor de transmisión como el creado para el nodo 6 que estaba aislado. El modelo propuesto considerando la incertidumbre parte desde el enfoque determinista, por lo que es fundamental estudiar el modelo clásico.

Capítulo 4 Modelo matemático propuesto de la Planificación de la Expansión de la Transmisión con incertidumbre en la demanda

4.1. Introducción

En el presente capítulo se define el modelo del problema PET propuesto que considera la incertidumbre en la demanda, por medio de la técnica de Programación Estocástica, considerando un horizonte de planificación estático, utilizando el modelo de red en CD para la red de transmisión, despreciando las pérdidas y considerando únicamente los costos de inversión de líneas nuevas y los costos de generación. Adicionalmente, se incorpora el algoritmo de agrupamiento de datos K-means como la etapa previa para el tratamiento de las curvas de demanda históricas para reducirlas a curvas representativas, de tal manera que se reduzca la carga computacional, pero sin perder la validez de los resultados. Se aplica el algoritmo de K-means++ como la versión mejorada del algoritmo K-means clásico y se explica de manera detallada la metodología utilizada.

4.2. Programación estocástica

La programación estocástica permite la representación de decisiones secuenciales en el tiempo junto con una descripción precisa de fenómenos inciertos y el despliegue de la incertidumbre a lo largo del tiempo. En contraste con la optimización robusta, la programación estocástica incorpora muchas de las condiciones de operación futuras de la transmisión y de la generación bajo consideración, que es un requerimiento para toma de decisiones económicas significativas de construcción o no construcción. Sin embargo, el tamaño de un modelo de programación estocástica crece con el número de escenarios, que puede resultar intratables, y un número grande de estos es frecuentemente necesario para representar los parámetros inciertos con precisión [11].

Una característica de los modelos de optimización bajo incertidumbre es que presuponen conocidas o estimables las distribuciones de probabilidad asociadas a los datos. Comúnmente estas distribuciones son discretas con un número finito de estados

posibles. El objetivo es encontrar la mejor decisión que sea factible para todos o casi todos los datos posibles y maximice la esperanza de la función objetivo sobre las decisiones y las variables aleatorias [42].

4.2.1. Programas lineales estocásticos y conceptos

Son problemas de optimización lineal en los que algunos parámetros se consideran inciertos. Se supone disponible una descripción probabilística de las variables aleatorias, bajo forma de distribuciones de probabilidad, densidades, o más generalmente, medidas de probabilidad. Los periodos de tiempo se agrupan en distintas etapas de decisión dependiente de la estructura de la información disponible en el problema.

Una *etapa* de un horizonte de temporal dado es un conjunto de periodos de tiempo en los que tiene lugar la realización de los parámetros inciertos. Todos los problemas estocásticos se pueden clasificar en cuanto al número de etapas en:

- Bietapa (De dos etapas).
- Multietapa (De tres o más etapas).

Un *escenario* es una realización de los parámetros inciertos y deterministas a lo largo de las diversas etapas del horizonte temporal. La incertidumbre se representa en términos del experimento aleatorio, cuyo resultado se denota por la letra ω . El conjunto de posibles resultados del experimento se representa por Ω . Los resultados pueden combinarse en subconjuntos de Ω denominados *sucesos*. Cada suceso elemental ω determina un escenario $\xi^\omega = (c^\omega, A^\omega, b^\omega)$, esto es una particular realización de los parámetros aleatorios del modelo y sea Ξ el conjunto de todas las realizaciones de los parámetros aleatorios.

Se denota como \mathcal{F} a la colección de sucesos aleatorios que es σ -álgebra de las partes de Ω . Se define una probabilidad como:

$$P: \mathcal{F} \rightarrow [0,1] \text{ tal que } P(\Omega) = 1 \quad (4-1)$$

$$P(A_1 \cup A_2) = P(A_1) + P(A_2) \text{ si } A_1, A_2 \in \mathcal{F}: A_1 \cap A_2 = \emptyset \quad (4-2)$$

$$P(\cup_{n \geq 1} A_n) = \sum_{n \geq 1} P(A_n) \text{ si } A_1, A_2, \dots, A_n \in \mathcal{F}: A_n \cap A_m = \emptyset, \forall n \neq m \quad (4-3)$$

El triplete (Ω, \mathcal{F}, P) se le denomina *espacio de probabilidad*. Todas las variables aleatorias se considerarán ξ , serán discretas. Toman un valor finito de valores, ξ^ω tal que $\omega \in \Omega$ de manera que cada elemento acontece con probabilidad:

$$P(\xi = \xi^\omega) = w^\omega \text{ tal que } \sum_{\omega \in \Omega} w^\omega = 1 \quad (4-4)$$

Se define la función de distribución acumulativa como:

$$F(\xi) = P(\omega \in \Omega \mid \xi \leq \xi) = P(\xi \leq \xi) \quad (4-5)$$

Además, la esperanza matemática de una variable aleatoria se calcula como:

$$E[\xi] = \sum_{\omega \in \Omega} w^\omega \xi^\omega \quad (4-6)$$

Y la variancia:

$$VAR[\xi] = E[\xi - E[\xi]]^2 \quad (4-7)$$

Para simplificación de la notación, se denotará por ω en lugar de ξ^ω a cada uno de los escenarios y como Ω en lugar de Ξ para el conjunto de estos.

Uno de los aspectos más atractivos de la Programación Estocástica es el hecho de poder incluir cambios en las decisiones a tomar, a medida que se dispone de información a lo largo del horizonte de planificación. Se dice que una solución es *anticipativa*, si los valores de las variables son únicos e independientes del escenario que acontezca. Según el *criterio de no anticipatividad* de las decisiones, anteriormente declarado, se tiene la siguiente clasificación [56]:

- *Modelo de recurso simple*: Todas las decisiones a tomar deben ser fijadas desde el principio.
- *Modelo de recurso parcial*: Las decisiones de las primeras etapas se determinan al principio y las decisiones de las etapas restantes se ajustan a los posibles cambios que se produzcan.
- *Modelo de recurso total*: Todas las decisiones son ajustadas en el tiempo cada vez que se desvela información sobre los parámetros incierto; a excepción de las variables de primera etapa, que no dependen del escenario que acontezca.

El modelado estocástico tiene tres diferentes representaciones matemáticas que pueden utilizarse, y estas son [56]:

- Modelo Determinista Equivalente (MDE).
- Representación Compacta.
- Representación de Variables Divididas o extendida.

La metodología de *análisis de escenarios* como tratamiento de la incertidumbre es un problema de optimización que proporciona soluciones factibles bajo cada escenario, pero sin subordinarse a ninguno de ellos y cuyo valor esperado en la función objetivo es siempre la mejor para todos ellos. Esto se consigue optimizando una combinación lineal de las funciones objetivo bajo cada escenario y replicando las restricciones en cada uno de ellos. Las técnicas de optimización de modelos de programación matemática bajo incertidumbre, basadas en este análisis que describen estrategias de recursión parcial o total constituyen lo que se denomina Programación Estocástica. El esquema de modelación utiliza el principio de no anticipatividad para expresar las relaciones existentes entre la realización de los parámetros estocásticos de una etapa dada y la correspondiente decisión [42].

4.2.2. Modelo determinista equivalente (MDE)

Normalmente las distintas técnicas empleadas, buscan en última instancia reducir el problema estocástico a un problema determinista que se denomina determinista equivalente, cuya solución óptima pasa a considerarse la solución del problema estocástico.

Se define como el *Modelo Determinista Equivalente (MDE)* correspondiente a la versión con recurso total del modelo estocástico asociado al problema de PL de la Ecuación (2-1) y que optimiza el valor esperado de la función objetivo, como se muestra en la Ecuación (4-8).

$$Z = \text{mín } w^\omega c^\omega x^\omega \quad (4-8)$$

Sujeto a:

$$A^\omega \cdot x^\omega = b^\omega, \forall \omega \in \Omega$$

$$x^\omega \geq 0, \forall \omega \in \Omega$$

Las características más sobresalientes que presenta un modelo estocástico multietapa de recurso total son las siguientes [42]:

1. La matriz de restricciones presenta una estructura de forma de cuasi-escalera.
2. Los modelos deterministas para distintos escenarios pueden diferir unos de otros, en los coeficientes de la función objetivo, en los coeficientes de las variables en las distintas restricciones y en el término independiente.
3. El número de variables que relacionan distintas etapas no es significativo.

4.3. Modelo PET propuesto considerando incertidumbre en la demanda

La versión estocástica del modelo PET clásico mostrado en el Capítulo 3 puede ser formulado considerando la incertidumbre en la demanda empleando el MDE. La función objetivo considera la primera etapa como el costo de inversión de las nuevas líneas de transmisión, la segunda etapa como la suma ponderada del costo de operación en cada escenario s . La ponderación de cada uno de ellos corresponde a la probabilidad de ocurrencia p^s .

$$c_T = \min c_l^T z_l + \sum_{s \in S} p^s \sum_{g \in \Omega_g} (c_g^s * PG_g^s) \quad (4-9)$$

La función objetivo está sujeta a las siguientes restricciones:

- Ecuación de balance nodal:

$$\sum_{l \in \Omega_l^n} P_l^s + \sum_{g \in \Omega_g^n} PG_g^s = \sum_{d \in \Omega_d^n} PD_d^s, \quad \forall n \in \Omega_n \quad (4-10)$$

Se observa que en la Ecuación (4-10) de balance nodal, la potencia activa a través de las líneas existentes, la potencia de generación y la potencia de demanda dependen de cada escenario, en cada uno de los nodos del sistema n .

- Ecuación de flujos de potencia de las líneas de transmisión existentes:

$$P_l^s = -b_l \theta_l^s, \quad \forall l \in \Omega_l \quad (4-11)$$

- Ecuación de flujo de potencia de las líneas de transmisión candidatas, empleado la constante disyuntiva del método de la Gran M para linealizar el modelo:

$$-(1 - z_l)M_l \leq P_l^s + b_l\theta_l^s \leq (1 - z_l)M_l, \quad \forall l \in \Omega_{l+} \quad (4-12)$$

- Límite de capacidad de las líneas de transmisión existentes:

$$-P_l^{max} \leq P_l^s \leq P_l^{max}, \quad \forall l \in \Omega_l \quad (4-13)$$

- Límite mínimo y máximo de capacidad de las líneas de transmisión candidatas:

$$-z_l P_l^{max} \leq P_l^s \leq z_l P_l^{max}, \quad \forall k \in \Omega_{l+} \quad (4-14)$$

- Límite mínimo y máximo de generación:

$$PG_g^{min} \leq PG_g^s \leq PG_g^{max}, \quad \forall g \in \Omega_g \quad (4-15)$$

- Selección del nodo de referencia:

$$\theta_{ref} = 0^\circ \quad (4-16)$$

Considerando la complejidad del problema, el modelo de red en CD es utilizado considerando únicamente la incertidumbre en la demanda, por lo que la generación y el flujo de potencia dependen de cada escenario, no así la impedancia de las líneas que se mantienen constantes.

La función objetivo minimiza el costo total que depende del costo de la inversión total de líneas candidatas y la expectativa de una serie de casos operativos diferentes, cada uno ponderado por un peso p^s . El superíndice s denota las variables y parámetros que son dependientes de cada escenario.

Como se puede observar, el tamaño del problema se expande casi de manera proporcional al número de escenarios. Si hay demasiados de estos en la segunda etapa, entonces resolver un problema de este tipo representará un mayor nivel de dificultad por la carga computacional que representa.

Sin embargo, empleando el algoritmo de agrupamiento K-means, se reduce el gran número de escenarios a unos cuantos representativos. Como se observa, este algoritmo de agrupamiento es independiente del modelo estocástico y se realiza como

una etapa previa a la resolución del problema de optimización. En la Sección 4.4 se explica de forma detallada la metodología aplicada en este trabajo.

4.4. Metodología aplicada

La metodología propuesta se compone de dos etapas principales. La primera es la obtención de los datos de demanda y su tratamiento previo a la optimización. Los datos utilizados en este trabajo son históricos del sistema ERCOT del estado de Texas [57] de Estados Unidos para el sistema de Garver [10] y datos estimados para el sistema IEEE RTS-24 [58]. En el caso del sistema Garver, los datos están compuestos de la demanda horaria en MW de cada uno de los 365 días del año de cada una de las zonas (8 zonas de carga) que está conformado el sistema ERCOT.

Posteriormente, todas las mediciones de demanda son normalizadas con respecto al valor pico de demanda anual. Una vez que se tiene el conjunto de datos normalizados, se pueden conformar las curvas de demanda diaria para cada uno de los 365 días del año. Se utiliza el patrón de forma de estas curvas de cada zona del sistema ERCOT para representar diferentes comportamientos de demanda para cada uno de los nodos en el enfoque nodal. Cuando se emplea el enfoque global, se emplea el conjunto de curvas de demanda diaria total del sistema, dividiendo la demanda global entre la parte proporcional de carga en cada nodo.

Para la demanda nodal se consideraron las curvas de demanda diarias de una zona específica del sistema ERCOT para cada uno de los nodos de carga. Ciertos nodos de carga comparten las mismas curvas de demanda horaria, pero se diferencian entre sí considerando desfases de una hora para simular comportamientos distintos.

Para la demanda global, se considera las curvas de demanda horaria total del sistema ERCOT que se reparte de manera proporcional a cada uno de los nodos del sistema. Para el sistema IEEE RTS-24 se emplean los datos de demanda estimados por medio de índices de carga que se presentan en la referencia [58], así como todos los datos del sistema se extraen de esta referencia. Se realizan las mismas consideraciones para la demanda global y nodal descrito anteriormente para el caso del sistema de Garver, con las curvas de demanda estimadas.

Una vez determinadas las curvas de comportamiento de la demanda por nodo y global en cada uno de los casos de estudio, el siguiente paso es la reducción de escenarios, que es realizada por medio del algoritmo de agrupamiento K-means. Para este algoritmo en particular, el diseñador debe especificar el número de clústeres a los que desea agrupar los datos. Esto puede resultar complicado especificar sin alguna clase de referencia. Sin embargo, existen métodos para determinar este número que depende de la forma en que están dispersos los datos. En este trabajo se emplea el método matemático de la Silueta que puede ser tomado como un valor de referencia.

Una vez determinado el número de clústeres (el número de curvas representativas de demanda horaria) se puede emplear el modelo PET estocástico para obtener el plan de expansión, que especifica el costo de inversión, el costo de operación, la ubicación y la cantidad de líneas a invertir. El modelo PET propuesto tiene el enfoque de planificación estático, es decir, las decisiones de inversión se toman al final del periodo considerado, que en este trabajo corresponde a un periodo anual.

El manejo de los datos de demanda históricos, la aplicación del algoritmo de agrupamiento K-means y la solución del problema de optimización estocástico del modelo PET se lleva a cabo por medio del software MATLAB® [59], un sistema de cómputo numérico con un entorno de desarrollo integrado (IDE) y con su lenguaje de programación propio llamado lenguaje M.

En la Figura 4-1 se resume de manera gráfica la metodología descrita anteriormente.

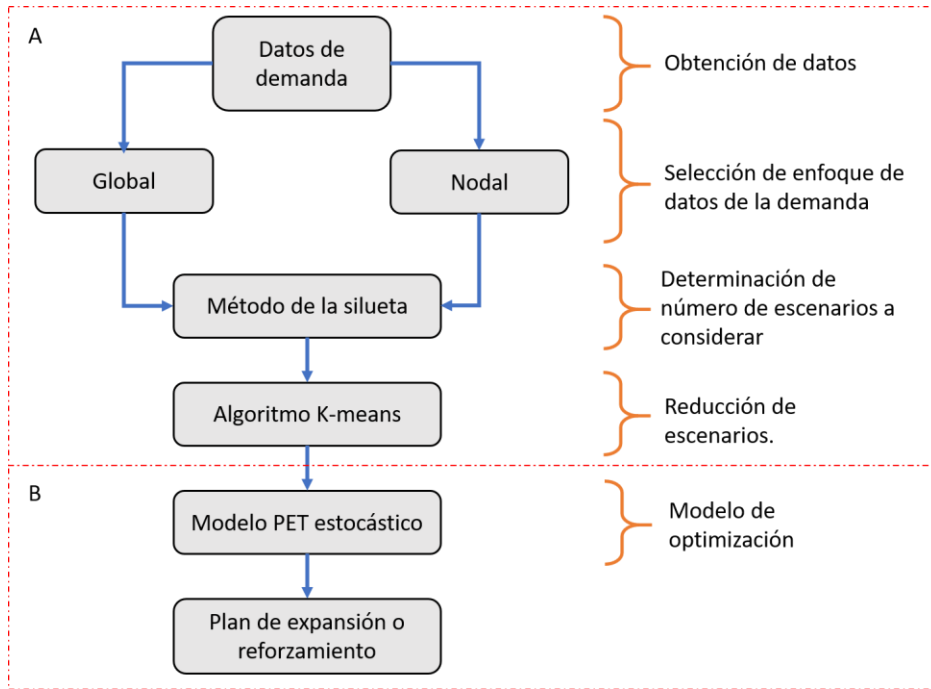


Figura 4-1. Descripción gráfica de la metodología propuesta. A) Etapa de reducción de escenarios, B) Etapa de optimización.

4.4.1. Etapa de reducción de escenarios

En este trabajo se emplean los datos históricos de demanda para el caso de estudio del sistema de Garver [10] y datos estimados para el sistema de IEEE RTS-24 [58]. Los datos corresponden a la demanda horaria de un año de 365 días, por lo que se tienen 8760 datos. Para la utilización del algoritmo de K-means es recomendable normalizar los datos para obtener un mejor resultado de agrupamiento. Esto se realiza dividiendo cada uno de los datos entre la demanda pico anual, como se expresa a continuación.

$$X^N = \frac{x_n}{PD^{pico}} \tag{4-17}$$

Donde x_n es cada uno de los datos de demanda en MW, PD^{pico} es la demanda pico anual obtenida de la matriz de datos x y finalmente, X^N es la matriz de datos de demanda normalizada. De acuerdo con el algoritmo de K-means, se debe escoger el número de clústeres k . Este valor puede ser definido de acuerdo con el criterio del diseñador, aunque existen métodos matemáticos que permiten estimar el número de clústeres. En este trabajo se utiliza el coeficiente de Silueta como referencia como se mencionó anteriormente.

Conociendo la matriz de datos normalizada X^N y el número k de clústeres, se aplica el algoritmo de K-means++. Los centroides finales son la media de los datos contenidos en cada uno de los clústeres con las consideraciones siguientes:

- ✓ Por defecto, la distancia Euclidiana es calculada entre cada uno de los datos a su centroide en cada uno de los clústeres.
- ✓ Se crean clústeres para los puntos más dispersos del conjunto de datos, para no disminuir la eficiencia del algoritmo.
- ✓ La selección de los centroides al azar en cada iteración se repite 5 veces, pero se toma como bueno el resultado cuando la suma de todas las distancias de los datos a su centroide es menor.

El resultado del algoritmo K-means++ es una matriz de datos normalizada X_s^N para s escenarios, por lo que tiene dimensiones $s \times h$, donde h es el número de horas, por lo que cada fila representa el vector PD_d^s de dimensiones $1 \times h$, para el nodo de demanda d .

Además, se obtiene el vector p de dimensiones $s \times 1$ que contiene el peso de cada escenario p^s que representa la medida de probabilidad de ocurrencia de cada uno de los escenarios. En el enfoque de demanda global, el valor p^s es el mismo para todos los nodos de carga mientras que, en el enfoque de demanda nodal, el valor p^s es diferente para cada uno de los nodos de carga. Este valor de probabilidad se calcula de la siguiente manera:

$$p^s = \frac{\text{Número de datos por clúster}}{\text{Número de días}} \quad (4-18)$$

En la Ecuación (4-18), el número de días corresponde al número de filas de la matriz de datos X^N , que puede ser 365 o 366 días dependiendo si es o no año bisiesto.

El número de datos por clúster representa la cantidad de días que pertenece a cada escenario, cuya suma se divide entre el número de días total para obtener así la probabilidad de ocurrencia de cada escenario p^s . Al sumar todos los valores p^s de cada escenario se obtiene la unidad, lo que cumple con los axiomas mostrados en la Sección 4.2.1.

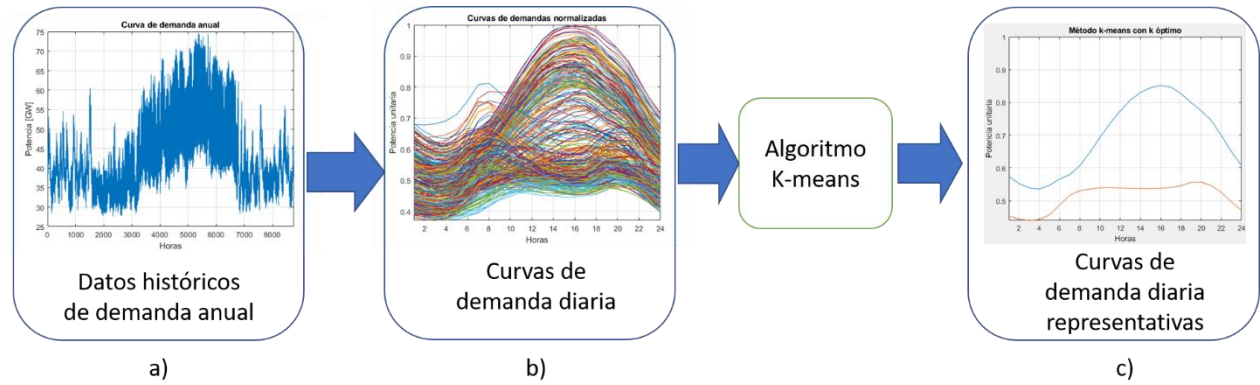


Figura 4-2. Diagrama de la etapa de reducción de escenarios.

En la Figura 4-2 se observa de manera gráfica el proceso de la preparación de los datos de entrada descrito anteriormente. En la Figura 4-2 (a) se muestra la gráfica de demanda anual obtenida de datos históricos, Figura 4-2 (b) representa las curvas de demanda diarias y finalmente, Figura 4-2 (c) se obtienen las curvas de demanda diaria representativas obtenidas de aplicar el algoritmo de K-means++.

4.4.2. Etapa de optimización

Una vez obtenidas las curvas de demanda diaria representativas (sea demanda global o nodal) estas se emplean dentro del modelo propuesto de programación estocástica. Cada una de las curvas demanda representativas equivale a un escenario específico, debido a que cada una de ellas representa algún comportamiento de la demanda que se presentó durante el horizonte de planificación estudiado (un año en este caso). De estas curvas representativas, se utiliza el valor pico de cada una de ellas dentro del modelo de programación estocástica propuesto que equivale a la variable PD_d^s dentro de la restricción del balance nodal. Por ejemplo, si se tienen tres curvas representativas, se tienen tres valores de demanda (PD_d^1, PD_d^2, PD_d^3) para cada nodo de carga d .

Cada uno de estos valores pico tienen su probabilidad de ocurrencia (p^1, p^2, p^3), que en conjunto conforman la etapa del modelo que considera la parte operativa como la suma ponderada de la potencia generada en cada escenario.

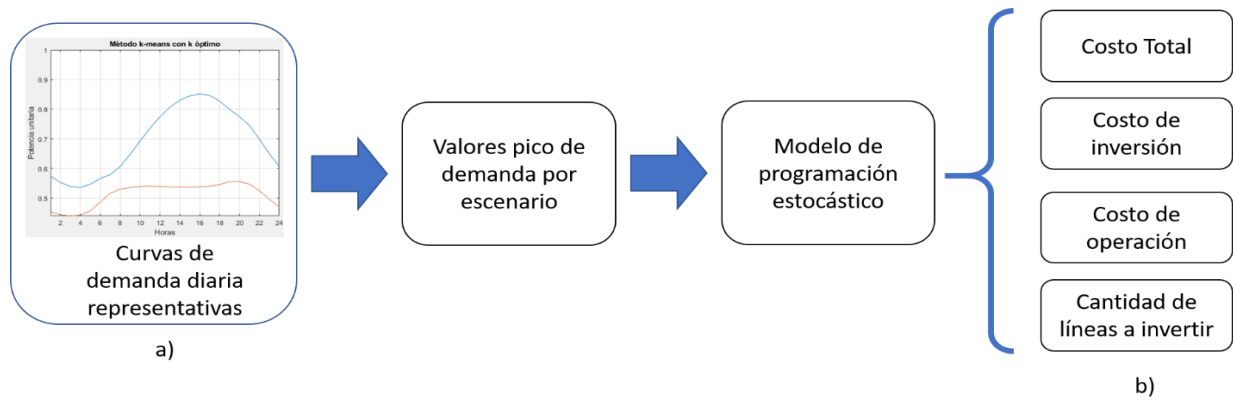


Figura 4-3. Diagrama de la etapa de optimización.

Una vez que se emplea el Modelo de programación estocástico, se obtiene el plan óptimo para todos los perfiles de demanda considerados, el cual contempla el costo total que se compone del costo de inversión de nuevas líneas y el costo de producción de los generadores, así como su ubicación. Esta etapa se describe gráficamente en la Figura 4-3, donde el inciso a) se presentan las curvas de demanda diaria representativas obtenidas en la etapa anterior y en el inciso b) se obtienen los resultados del modelo de Programación Estocástica.

Previamente, se contempla una lista de líneas candidatas que selecciona previamente el planificador de la red, que depende de factores como de estabilidad de la red e incluso presupuestarios. En este trabajo, la cantidad de líneas candidatas depende directamente del presupuesto a considerar con la finalidad de satisfacer la demanda y de las necesidades de cada caso de estudio, sin contemplar condiciones de estabilidad o seguridad. La obtención de las curvas de demanda representativas y simulación del modelo estocástico fue realizado en el software de MATLAB® R2017b, en una computadora con procesador Intel® Core™ i5-8265U, CPU a 1.60-1.80 GHz de 8.0 GB de memoria RAM.

4.5. Validación del modelo propuesto

Los resultados del modelo presentado han sido validados con respecto a dos fuentes de la literatura. El primer modelo de validación es el trabajo presentado en [18] que presenta un modelo estático de PET estocástico bajo incertidumbre en la demanda cuando se toman consideraciones de confiabilidad. Se emplea el algoritmo SFLA (Suffled Frog Leaping Algorithm) que es una técnica de optimización ampliamente

utilizada en problemas de sistemas eléctricos de potencia como asignación de unidades, flujos de potencia óptimos, flujos de potencia trifásicos en sistemas de distribución desbalanceados y la ubicación óptima de interruptores en sistemas de distribución automática. Se utiliza el modelo de red en CA con restricciones de límites de potencia activa y reactiva de las líneas de transmisión, de los generadores y el balance nodal entre generación y demanda. Los escenarios de la demanda son generados por medio de la SMC basados en la FDP Gaussiana.

El segundo modelo de validación desarrollado en [12] presenta un modelo estático PET estocástico considerando incertidumbre en la demanda nodal. Se emplea el algoritmo BPSO (Binary Particle Swarm Optimization) que es un algoritmo de búsqueda basado en el comportamiento social de las aves, abejas o peces. La generación de escenarios de demanda es por medio de un árbol de decisión para cada nodo del sistema, donde se considera una rama de valores de demanda optimista, promedio y pesimista.

Tabla 4-1. Comparación del modelo propuesto con modelos de la literatura usando caso Garver

| Modelo | No. De Líneas | Líneas nuevas | Costo Inversión [\$MM] |
|------------------------|---------------|--------------------------------------|------------------------|
| Estocástico Global k=2 | 6 | 2 x (2-6) 3-5 3-6 2 x (4-6) | 18.8 |
| Estocástico Nodal k=2 | 6 | 3 x (2-6) 3-5 3-6 4-6 | 18.8 |
| SFLA [18] | 6 | 2 x (3-5) 2 x (2-6) 2 x (4-6) | 120 |
| BPSO [12] | 7 | 3-5 4 x (2-6) 2 x (4-6) | 20 |

En ambos modelos de validación se emplea el sistema Garver [10], cuyos resultados son comparados con los resultados obtenidos con el modelo propuesto en este trabajo, considerando como datos de entrada los empleados en la Referencia [12].

En la Tabla 4-1 se observa dicha comparación de los costos de inversión y el número de líneas candidatas a invertir entre las referencias de la literatura y el modelo propuesto en este trabajo. Se observa que, si se emplea tanto el enfoque de demanda global como el enfoque de demanda nodal, los resultados del modelo propuesto son similares a los resultados obtenidos en las dos referencias presentadas en el número de líneas a invertir y su localización.

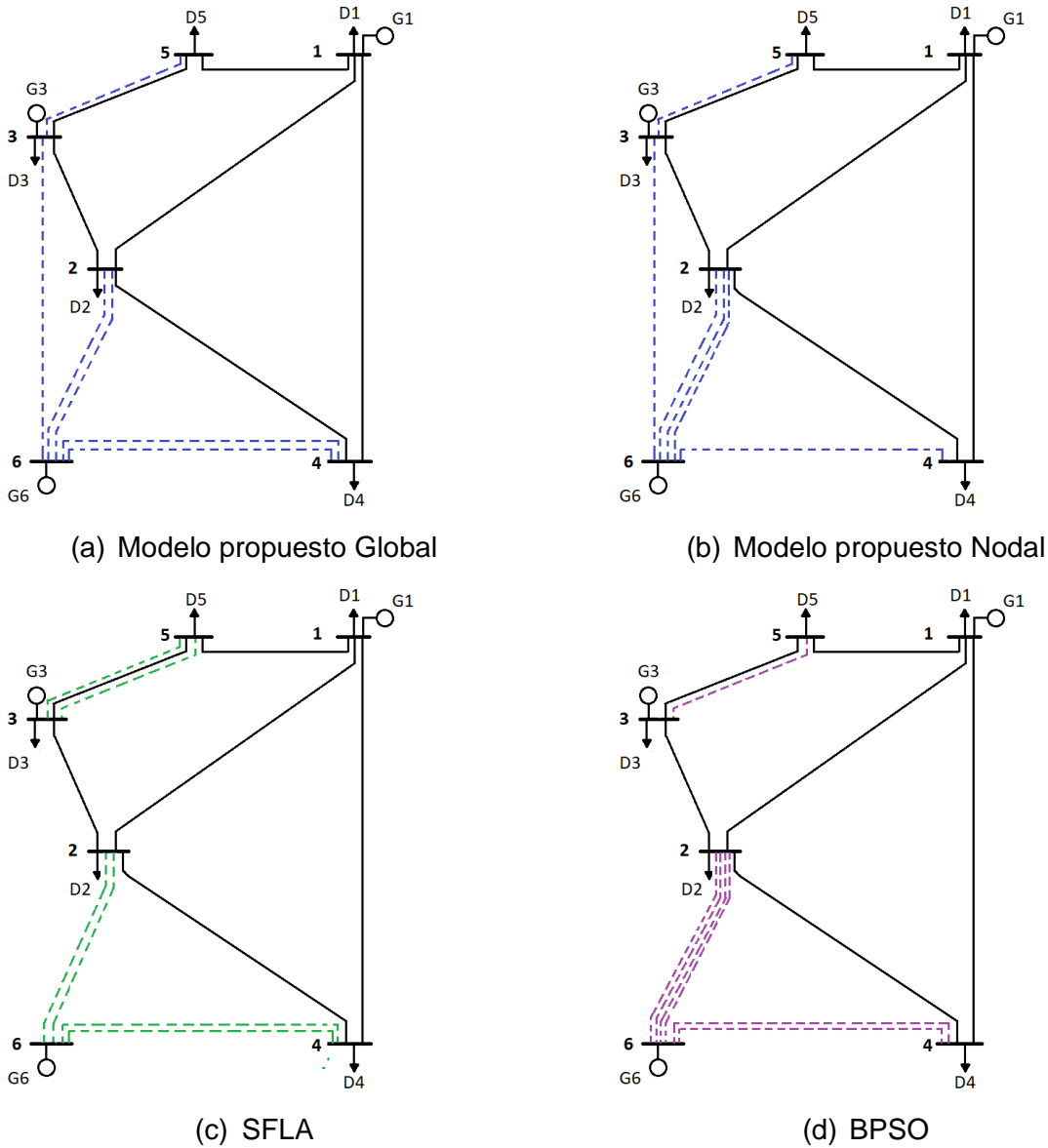


Figura 4-4. Diagramas unifilares de los modelos (a) Global, (b) Nodal, (c) SFLA, (d) BPSO.

Cabe resaltar que el costo de inversión el método SFLA [18] es diferente a los demás modelos debido a que se tomaron costos de inversión de cada línea diferentes.

Sin embargo, los costos de operación y los datos restantes son los mismos para el modelo propuesto en ambos enfoques y el modelo BPSO [12].

4.6. Resumen y conclusión

En este capítulo se define la Programación Estocástica y sus características principales, de las cuales, el modelo propuesto para la resolución del problema PET considerando la incertidumbre en demanda presenta las siguientes características:

- a) Es de dos etapas, es decir, que presenta una etapa en la que se definen las variables conocidas (impedancia de las líneas, límite de capacidades de las líneas y generadores, número de líneas candidatas y su ubicación) y en la segunda etapa, que depende de la demanda estocástica, se definen las variables desconocidas (flujo de las líneas, generación y demanda en cada nodo).
- b) Es de recurso total, es decir, que solo las variables de la segunda etapa dependen de la variable estocástica (la demanda). Las variables de la primera etapa no dependen de esta variable.
- c) Se utiliza el Modelo Determinista Equivalente (MDE), que es un modelo de la Programación Estocástica que trata de asemejarse a un Modelo Determinista, sin embargo, toma en consideración el peso de cada escenario y el resultado es el óptimo para la cantidad de escenarios propuesta. Además, se escogió por su practicidad y mejor entendimiento al programarlo en el software de MATLAB®.

Por todo lo anterior, era necesario definir las características del modelo de Programación Estocástica. Además, es importante mencionar que cada uno de los escenarios utilizados para este modelo cumple con los axiomas de la probabilidad presentados en la Sección 4.2.1.

En la Sección 4.5 se compara el modelo PET propuesto con dos referencias de la literatura, los cuáles también consideran la incertidumbre en la demanda y se trata de modelos metaheurísticos que cada vez son utilizados con mayor frecuencia, obteniendo resultados similares en el número de líneas, ubicación y costos de inversión, lo que nos dice que el modelo propuesto presenta un desempeño parecido para el mismo caso de estudio.

Capítulo 5 Casos de estudio

5.1. Introducción

En el presente capítulo se definen los casos de estudio en los cuales se emplea la metodología propuesta en sus enfoques de demanda global y de demanda nodal para un número de escenarios dado. Se compara el resultado final de cada enfoque del modelo propuesto por separado con el modelo determinista, donde el Escenario 1 comprende el enfoque global y el Escenario 2 comprende el enfoque nodal. Los resultados comprenden el costo total, el costo de inversión de nuevas líneas, el costo de producción de las unidades generadoras, el número de líneas para construcción y su localización.

Primeramente, se estudia el Caso 1 clásico del sistema de Garver de 6 nodos [10] en la Sección 5.2 y posteriormente el Caso 2 del sistema IEEE RTS-24 nodos [58] en la Sección 5.3. Lo anteriormente descrito puede resumirse en los siguientes puntos, considerando incrementos en la demanda como se especifica a continuación:

➤ **Caso 1.- Sistema Garver 6 nodos**

Escenario 1.- Incertidumbre en la Demanda Global:

Crecimiento de la demanda total de 10%.

Escenario 2.- Incertidumbre en la Demanda Nodal:

Crecimiento de la demanda en el nodo 2 y 5 de 10%.

➤ **Caso 2.- Sistema IEEE RTS 24 nodos**

Escenario 1.- Incertidumbre en la Demanda Global:

Crecimiento de la demanda del 20% en la zona de 138 kV.

Escenario 2.- Incertidumbre en la Demanda Nodal.

Crecimiento de la demanda del 20% en la zona de 138 kV.

5.2. Caso 1: Sistema de Garver 6 nodos

El sistema de Garver es tomado de la referencia [10]. En resumen, se presentan los datos más relevantes, el resto de los datos fueron tomados de la Sección 3.5.1. En la Tabla 5-1 se muestran los datos de las líneas de transmisión existentes y candidatas tomadas de la Tabla 3-3 y la Tabla 3-4. El diagrama unifilar del sistema de 6 nodos se presenta en la Figura 3-2.

Tabla 5-1. Líneas de transmisión existentes y candidatas del sistema Garver

| No. Línea | Nodo origen | Nodo destino | R [pu] | X [pu] | P_l^{max} [MW] | c_l [\$MM] |
|-------------------|-------------|--------------|--------|--------|------------------|--------------|
| Existentes | | | | | | |
| 1 | 1 | 2 | 0.01 | 0.4 | 100 | 40 |
| 2 | 1 | 4 | 0.15 | 0.6 | 80 | 60 |
| 3 | 1 | 5 | 0.05 | 0.2 | 100 | 20 |
| 4 | 2 | 3 | 0.05 | 0.2 | 100 | 20 |
| 5 | 2 | 4 | 0.10 | 0.4 | 100 | 40 |
| 6 | 3 | 5 | 0.05 | 0.2 | 100 | 20 |
| Candidatas | | | | | | |
| 7 | 1 | 3 | 0.09 | 0.38 | 100 | 38 |
| 8 | 1 | 3 | 0.09 | 0.38 | 100 | 38 |
| 9 | 1 | 3 | 0.09 | 0.38 | 100 | 38 |
| 10 | 1 | 6 | 0.17 | 0.68 | 70 | 68 |
| 11 | 2 | 5 | 0.08 | 0.31 | 100 | 31 |
| 12 | 2 | 6 | 0.08 | 0.30 | 100 | 30 |
| 13 | 2 | 6 | 0.08 | 0.30 | 100 | 30 |
| 14 | 2 | 6 | 0.08 | 0.30 | 100 | 30 |
| 15 | 2 | 6 | 0.08 | 0.30 | 100 | 30 |
| 16 | 3 | 4 | 0.15 | 0.59 | 82 | 59 |
| 17 | 3 | 5 | 0.05 | 0.20 | 100 | 20 |
| 18 | 3 | 5 | 0.05 | 0.20 | 100 | 20 |
| 19 | 3 | 5 | 0.05 | 0.20 | 100 | 20 |
| 20 | 3 | 6 | 0.12 | 0.48 | 100 | 48 |
| 21 | 4 | 5 | 0.16 | 0.63 | 75 | 63 |
| 22 | 4 | 6 | 0.08 | 0.30 | 100 | 30 |
| 23 | 4 | 6 | 0.08 | 0.30 | 100 | 30 |
| 24 | 4 | 6 | 0.08 | 0.30 | 100 | 30 |
| 25 | 5 | 6 | 0.15 | 0.61 | 78 | 61 |

5.2.1. Consideraciones

Para el sistema de Garver de 6 nodos se tomaron en cuenta las siguientes consideraciones:

- El horizonte de planificación es de un año. Se considera una sola etapa de inversión de un año, recordando que el modelo es estático.
- Se tienen 3 generadores en el sistema. La generación es considerada de plantas convencionales por lo que la incertidumbre en la generación no es tomada en cuenta.
- Se considera que las plantas generadoras siempre se encuentran disponibles en el horizonte de planificación.
- El perfil de demanda fue tomado del sistema ERCOT [57] para el año 2019 de la base de datos pública disponible, de cada una de las zonas que la componen.

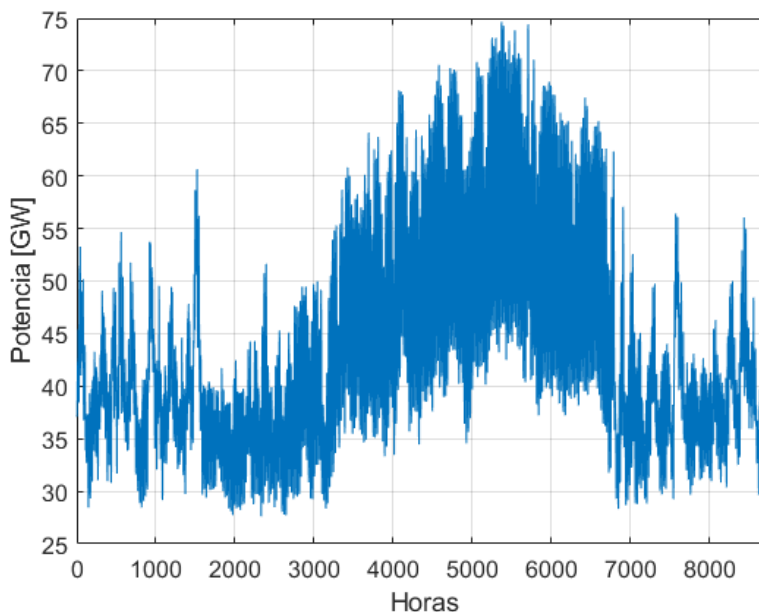


Figura 5-1. Perfil de demanda anual del sistema ERCOT del año 2019 [57].

- Para el enfoque de demanda global, se consideraron los patrones de las curvas de demanda diarias totales del sistema ERCOT y para cada nodo se le asignó su parte proporcional de acuerdo con la proporción entre la demanda pico por nodo y la demanda total. Adicionalmente, se consideró un crecimiento de la demanda total del 10% en el enfoque global y un crecimiento del mismo porcentaje únicamente en los nodos 2 y 5 en el enfoque nodal, con el propósito de probar las diferencias entre ambos enfoques.
- Para cada uno de los nodos de carga, en el enfoque de incertidumbre de demanda nodal, se le asigna un patrón de demanda de una zona del sistema ERCOT, con el propósito de representar mejor la variabilidad en cada nodo del

sistema. Para el nodo 1 se emplea la curva de demanda de la zona EAST +1h, para el nodo 2 la zona SCENT, para el nodo 3 la zona WEST -1h, para el nodo 4 la zona SOUTH +1h y para el nodo 5 la zona NORTH.

- El costo de generación se considera constante, sin considerar el tipo y costo de combustible. De la Ecuación (3-21) cuadrática, de entrada-salida para las unidades generadoras, que muestra la entrada de combustible en función de la potencia de salida, se considera únicamente el término de primer orden.
- Para la selección del número de escenarios (representados por los clústeres), se realizó una evaluación con el Método del Coeficiente de Silueta (CS) [60], tomando el rango de valores desde $k = 2$ hasta $k = 10$.
- Este rango de valores ha sido seleccionado tomando como referencia la literatura consultada al respecto, la cual menciona que es conveniente considerar un número pequeño de clústeres, de tal manera de balancear el tiempo de ejecución con la precisión. En [12] la demanda estocástica fue modelada utilizando una estructura de árbol de decisión que reduce el número de escenarios potenciales, esto debido a que se presentan algunos de ellos repetitivos y únicamente 10 fueron considerados para su simulación. En [18] se presentan dos cargas inciertas con tres niveles distintos de demanda cada uno, que en conjunto conforman 9 escenarios con sus respectivas probabilidades.
- En [49] se emplean datos reales correspondientes a los perfiles de demanda de Gran Bretaña de 1994 a 2005, los cuales son particionados en perfiles representativos de demanda. En ese caso, para la determinación del número de clústeres se empleó la métrica de Estadística pseudo-F de Calínski y Harabasz, donde se obtiene buenos resultados para un número de clústeres menor a 25. Sin embargo, se presentan clústeres poco representativos o pequeños, por lo que se recomendó el uso de un rango menor de 6 a 8 clústeres.
- La gráfica del Coeficiente de Silueta (CS) mostrada en la Figura 5-2 muestra que $k = 2$ es el más adecuado para formar clústeres mejor definidos para el conjunto de datos empleados [61]. El criterio establece que el número de clústeres que presenta el mayor valor de CS corresponde a la mejor selección.

- La etapa de reducción de escenarios es independiente de la etapa de optimización, por lo que la selección de $k = 2$ clústeres no asegura la obtención de la solución que contemple los casos extremos, pero sí una mejor representación de los datos a ser utilizados.
- Para el caso de Garver, se analiza los resultados obtenidos empleando un número de clústeres desde $k = 2$ hasta $k = 5$, despreciando los valores mayores a 5.

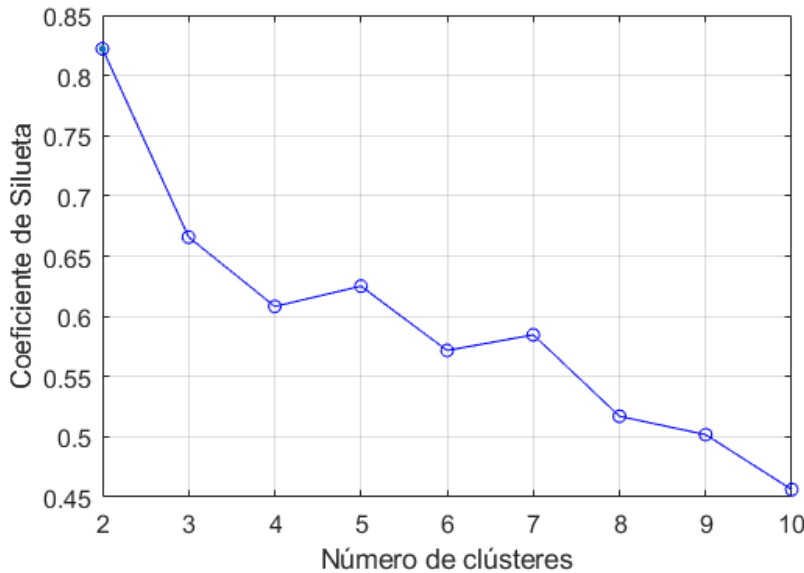


Figura 5-2. Coeficiente de Silueta de los datos de demanda del sistema ERCOT.

5.2.2. Escenario 1: Incertidumbre en la Demanda Global

A continuación, se muestra en la Tabla 5-2 los resultados obtenidos con el modelo propuesto tomando el enfoque de incertidumbre en la demanda de forma global para el sistema de Garver. Se compara el modelo propuesto con el modelo determinista. El modelo propuesto se prueba para un número de clústeres de 2 hasta 5 para observar el comportamiento del modelo. Se compara el número de líneas a construir, el costo de inversión, el costo de operación, el costo total y el tiempo de ejecución del código en MATLAB®.

Tabla 5-2. Resultados del modelo estocástico para la demanda global del caso Garver

| Modelo | No. De líneas por construir | Costo de inversión [\$MM] | Costo de operación [\$MM] | Costo Total [\$MM] | Tiempo [s] |
|-----------------|-----------------------------|---------------------------|---------------------------|--------------------|------------|
| Determinista | 6 | 160 | 241.4 | 401.4 | 1.183 |
| Estocástico k=2 | 4 | 110 | 141.78 | 251.78 | 1.917 |
| Estocástico k=3 | 4 | 110 | 141.88 | 251.88 | 2.554 |
| Estocástico k=4 | 5 | 130 | 140.61 | 270.61 | 2.763 |
| Estocástico k=5 | 5 | 130 | 142.99 | 270.99 | 3.409 |

En la Figura 5-3 se muestra la totalidad de los perfiles de demanda diarios normalizados a lo largo de un año empleados en este caso de estudio, tomados del sistema ERCOT para el año 2019. Se tienen 8760 datos correspondientes a cada una de las horas del año, por lo que se tienen 365 perfiles de demanda diarios. La reducción de los perfiles de demanda horarias se realiza, como se mencionó anteriormente, con el algoritmo mejorado K-means++, considerando una selección del número de clústeres de 2 a 5.

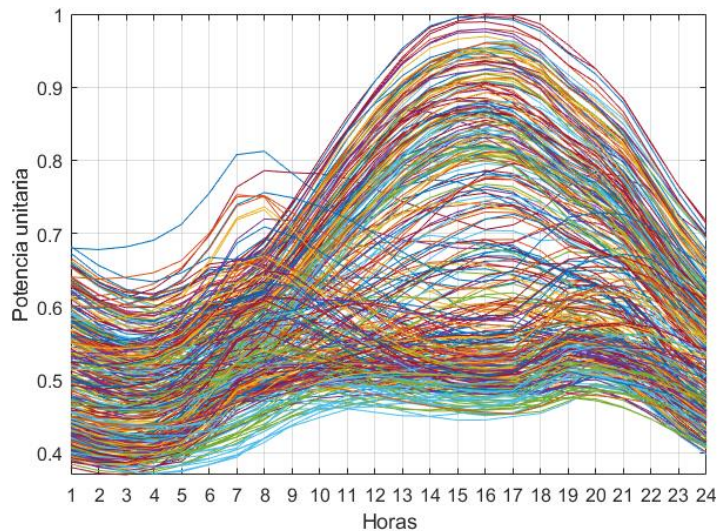


Figura 5-3. Perfiles de demanda horarios normalizados para enfoque global para caso Garver

En la Tabla 5-3 se muestra para la selección de $k = 2$ clústeres, determinado por el CS, el nivel de demanda de cada nodo de carga con su respectiva probabilidad de ocurrencia. En el enfoque global, estos valores son iguales para todos los nodos de carga. Se observa que 215 días pertenecen al clúster 1 y 150 días pertenecen al clúster 2 de un total de 365 días. Como se mencionó anteriormente, cada clúster representa un

escenario dentro del modelo de Programación Estocástica que se utiliza para resolver el modelo PET propuesto.

Tabla 5-3. Nivel de demanda por nodo de carga para $k=2$ clústeres enfoque global en caso Garver

| Nodo de carga | Demanda pico [MW] | Probabilidad p^s | Nivel de demanda [MW] |
|---------------|-------------------|--------------------|-----------------------|
| 1 | 80 | $215/365 = 0.5890$ | 48.98 |
| | | $150/365 = 0.4109$ | 74.93 |
| 2 | 240 | $215/365 = 0.5890$ | 146.95 |
| | | $150/365 = 0.4109$ | 224.81 |
| 3 | 40 | $215/365 = 0.5890$ | 24.49 |
| | | $150/365 = 0.4109$ | 37.46 |
| 4 | 160 | $215/365 = 0.5890$ | 97.97 |
| | | $150/365 = 0.4109$ | 149.87 |
| 5 | 240 | $215/365 = 0.5890$ | 146.95 |
| | | $150/365 = 0.4109$ | 224.81 |

En la Figura 5-4 se muestra la evaluación gráfica para valores distintos de k para el algoritmo de K-means. En la Figura 5-4 (a) se observan dos perfiles de demanda diaria resultado de aplicar K-means para un número de $k = 2$ escenarios. Aplicando nuevamente el algoritmo de K-means, en la Figura 5-4 (b) se observan tres perfiles para $k = 3$ escenarios, en la Figura 5-4 (c) se observan cuatro perfiles para $k = 4$ escenarios y finalmente en la Figura 5-4 (d) se observa cinco perfiles para $k = 5$ escenarios.

Al comparar los perfiles para los distintos valores de k , se puede corroborar visualmente que el resultado obtenido del Coeficiente de Silueta (CS) es consistente con la forma de los perfiles obtenidos para valores de k mayores a 2, es decir, con $k = 2$ se obtienen dos perfiles de demanda que representan suficientemente al conjunto de perfiles a lo largo del año, por lo que estos perfiles son los que se utilizarán para el modelo PET propuesto.

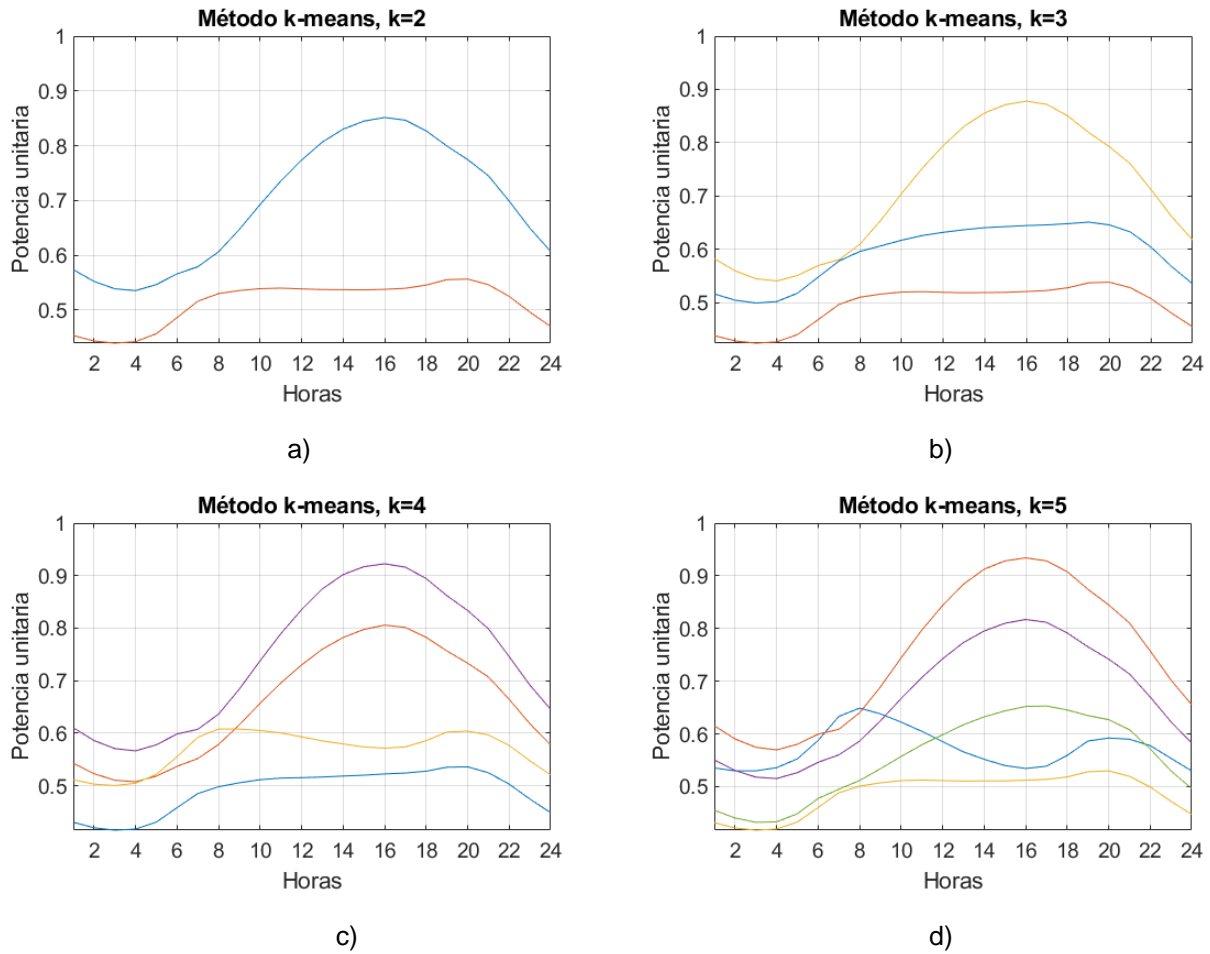


Figura 5-4. Evaluación de perfiles de demanda para enfoque global para el caso Garver, a) Para k=2, b) Para k=3, c) Para k=4, d) Para k=5 escenarios

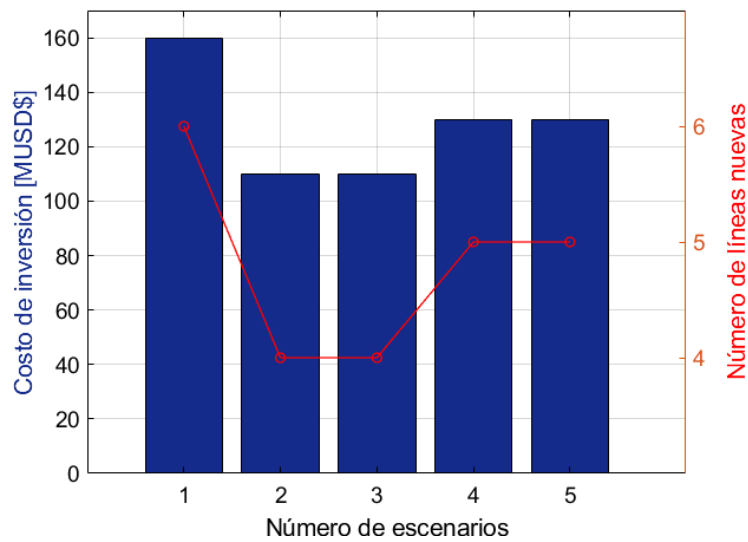


Figura 5-5. Costo de inversión y número de líneas nuevas por número de escenario para enfoque global en caso Garver

En la Figura 5-5 se muestra de manera gráfica la cantidad de líneas a invertir y el costo de inversión considerando diferente número de clústeres empleando el enfoque de incertidumbre en la demanda global. Se compara el modelo propuesto con el modelo determinista, que en la gráfica es representado como si se tratara de un solo escenario.

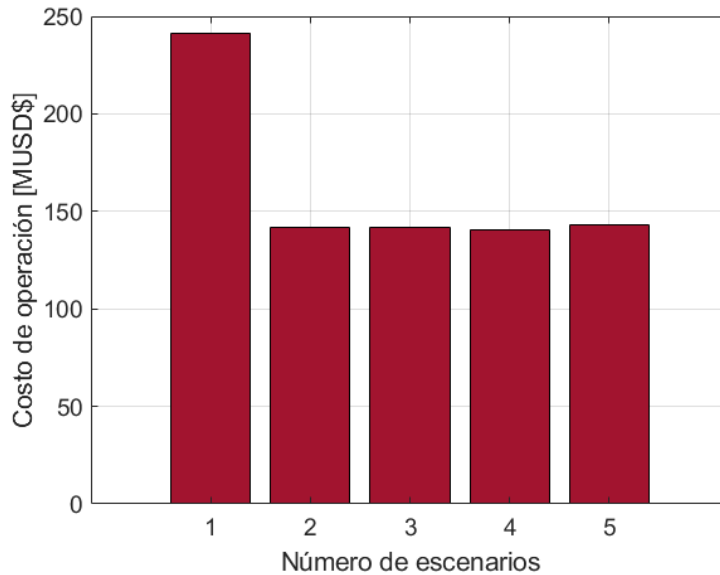


Figura 5-6. Costo de operación por número de escenario para enfoque global en caso Garver

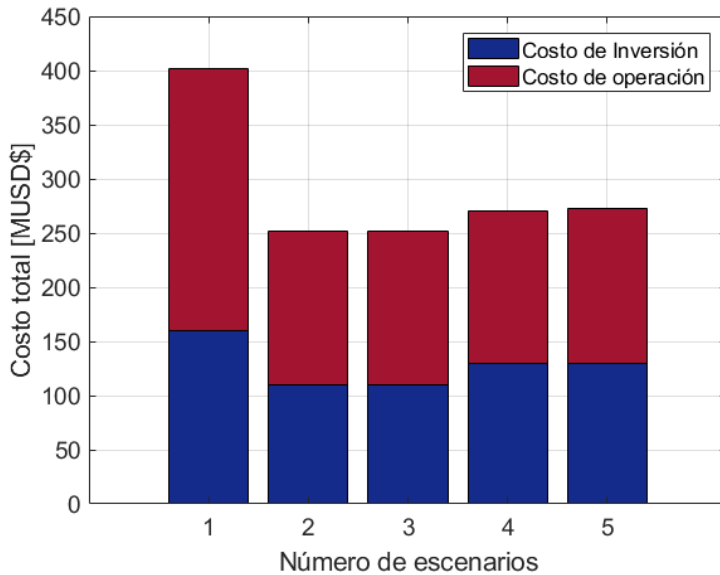


Figura 5-7. Costo total por número de escenario para enfoque global en caso Garver

Con esa misma consideración, en la Figura 5-6 se observa una disminución del costo de operación desde el modelo determinista hasta el modelo propuesto

considerando desde un número de clústeres de 2 hasta 5. En la Figura 5-7 se muestra el costo total compuesto por los costos de inversión y de operación para observar la proporción de estos en el costo total.

Se observa para un número de clúster igual a 2 un menor costo total del sistema, considerando que para un clúster igual a 2 se obtiene el resultado más confiable al considerar una mejor representatividad de los datos de entrada de acuerdo con la referencia del Coeficiente de Silueta.

En la Figura 5-8, se presenta el diagrama unifilar del sistema de Garver con las líneas candidatas a invertir en color azul punteadas, cuando se considera el enfoque de la demanda global para un número de clúster igual a 2. Se muestra un total de 4 líneas nuevas como resultado del modelo PET propuesto: 2 líneas entre los nodos 2 y 6, 1 línea entre los nodos 4 y 6, y 1 línea entre los nodos 3 y 5.

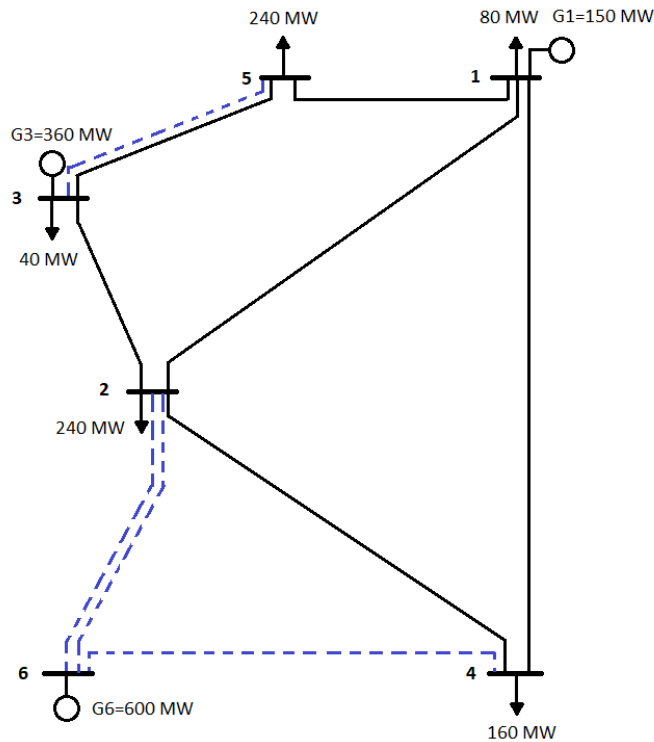


Figura 5-8. Diagrama unifilar del caso Garver con líneas nuevas para enfoque global con $k=2$

5.2.3. Escenario 2: Incertidumbre en la Demanda Nodal

En la Tabla 5-4 se muestran los resultados obtenidos con el modelo propuesto tomando el enfoque de incertidumbre en la demanda nodal para el sistema de Garver. Se compara el modelo propuesto con el modelo determinista. El modelo propuesto se prueba para un número de clústeres de 2 hasta 5 para observar el comportamiento del modelo en cada uno de ellos. Se compara el número de líneas a construir, el costo de inversión, el costo de operación, el costo total y el tiempo de ejecución del código en MATLAB®.

Tabla 5-4. Resultados del modelo estocástico para la demanda nodal del caso Garver

| Modelo | No. De líneas por construir | Costo de inversión [M\$] | Costo de operación [M\$] | Costo Total [M\$] | Tiempo [s] |
|-----------------|-----------------------------|--------------------------|--------------------------|-------------------|------------|
| Determinista | 5 | 130 | 230.2 | 360.2 | 0.703 |
| Estocástico k=2 | 3 | 80 | 129.74 | 209.74 | 0.768 |
| Estocástico k=3 | 3 | 80 | 135.67 | 215.67 | 0.798 |
| Estocástico k=4 | 4 | 110 | 138.50 | 248.50 | 1.047 |
| Estocástico k=5 | 4 | 110 | 141.62 | 251.62 | 1.124 |

En este enfoque, para cada uno de los nodos de carga es necesario contar con los perfiles de demanda diaria a lo largo de un año, para el caso de estudio del sistema de Garver, se cuenta con los perfiles para los 5 nodos de carga. A manera de ejemplo, en la Figura 5-9 se muestra la totalidad de los perfiles de demanda diarios normalizados a lo largo de un año de la zona SOUTH del sistema ERCOT utilizados para el nodo 4. De la misma manera cada uno de los nodos se les ha asignado sus propios perfiles tomados de zonas diferentes del sistema ERCOT como se detalló en la Sección 5.2.1.

En la Figura 5-10 se observan los perfiles representativos diarios para la diferente selección del número de clústeres desde 2 hasta 5, específicamente para el nodo 4. Se realiza el mismo análisis para cada nodo de carga porque cada uno presenta un comportamiento diferente. Se puede comprobar visualmente que para $k = 2$ escenarios, los perfiles de demanda representan de buena manera por su similitud la totalidad de los perfiles que se observan en la Figura 5-9 y en la misma Figura 5-10 para los distintos valores de k .

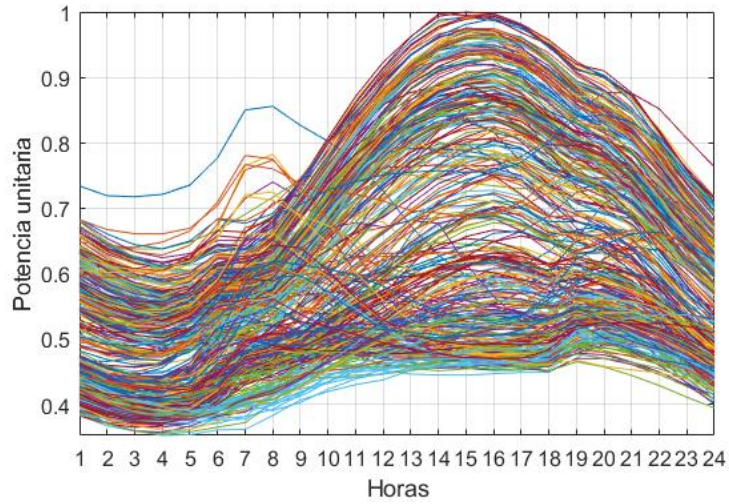


Figura 5-9. Perfiles de demanda horarios normalizados para enfoque nodal para caso Garver (nodo 4)

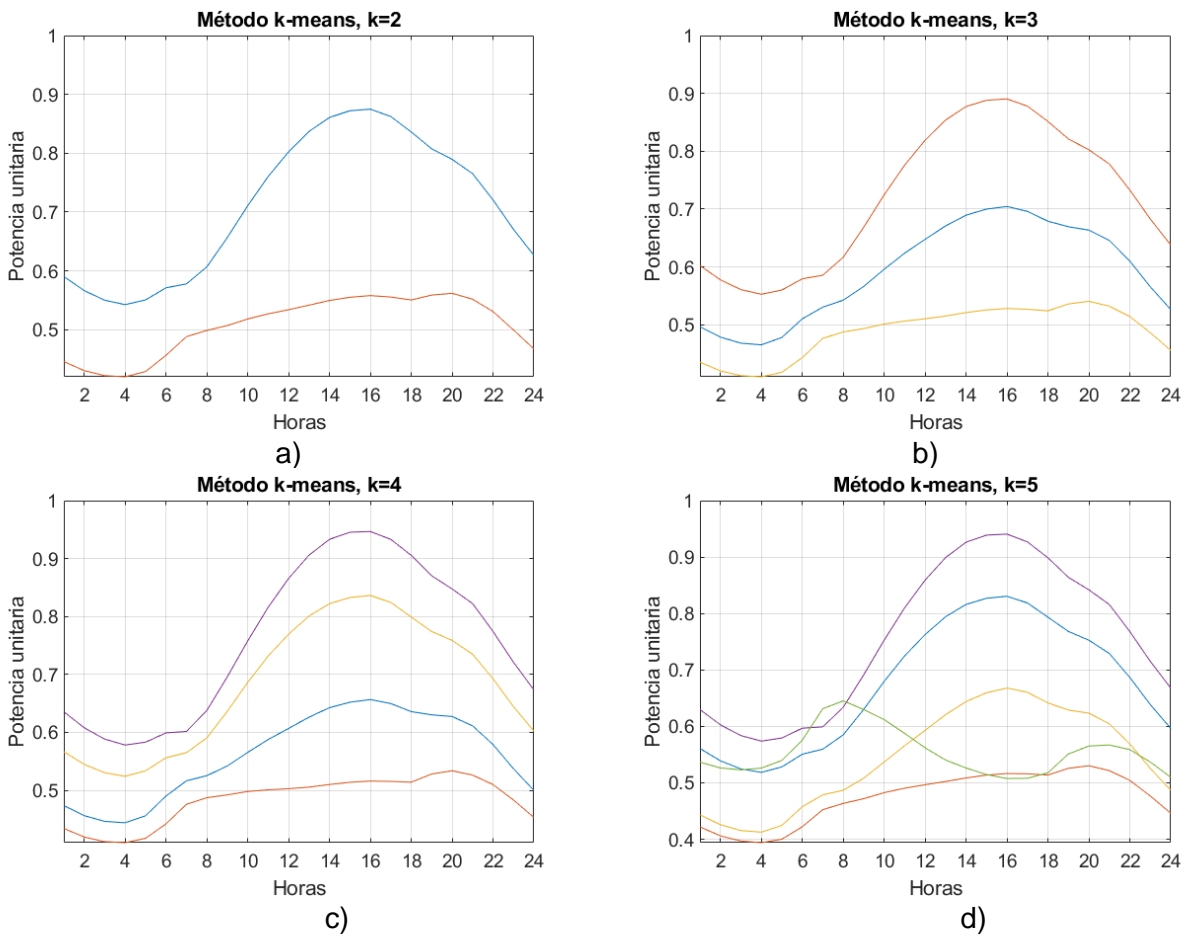


Figura 5-10. Evaluación de perfiles de demanda para enfoque nodal para el caso Garver en nodo 4, a) Para $k=2$, b) Para $k=3$, c) Para $k=4$, d) Para $k=5$ escenarios.

En la Tabla 5-7 Se muestran las probabilidades de cada escenario para cada nodo de carga. Se observa que son diferentes entre sí estos valores debido a que en el enfoque nodal las curvas de demanda tienen patrones distintos. Esto significa que cada nodo de carga presenta sus propios datos agrupados en dos clústeres. Para simplificar la aplicación del modelo propuesto, se determina utilizar la media aritmética de todos los valores de probabilidad de los Clúster 1 de cada nodo de carga; lo mismo se realiza para los valores de probabilidad de los Clúster 2. Estos valores medios son los que se utilizan como p^s dentro del modelo propuesto.

Tabla 5-5. Nivel de demanda por nodo de carga para $k=2$ clústeres enfoque nodal en caso Garver

| Nodo de carga | Demanda pico [MW] | Probabilidad p^s | Media matemática | Nivel de demanda [MW] |
|---------------|-------------------|--------------------|------------------|-----------------------|
| 1 | 80 | 218/365 = 0.5972 | 0.5923 | 44.69 |
| | | 147/365 = 0.4027 | 0.4077 | 66.47 |
| 2 | 240 | 218/365 = 0.5972 | 0.5923 | 137.50 |
| | | 147/365 = 0.4027 | 0.4077 | 223.10 |
| 3 | 40 | 220/365 = 0.6027 | 0.5923 | 23.48 |
| | | 145/365 = 0.3972 | 0.4077 | 33.67 |
| 4 | 160 | 201/365 = 0.5506 | 0.5923 | 89.89 |
| | | 164/365 = 0.4493 | 0.4077 | 139.98 |
| 5 | 240 | 224/365 = 0.6136 | 0.5923 | 145.57 |
| | | 141/365 = 0.3863 | 0.4077 | 212.45 |

En la Figura 5-11 se muestra de manera gráfica la cantidad de líneas a invertir y el costo de inversión considerando diferente cantidad de clústeres para el enfoque de incertidumbre en la demanda nodal. Se compara el modelo propuesto con el modelo determinista, que en la gráfica es representado con un número de clúster igual a 1.

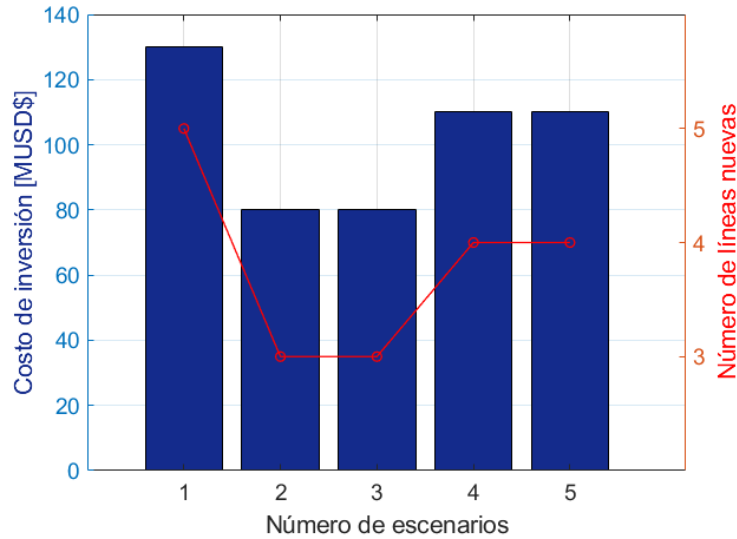


Figura 5-11. Costo de inversión y número de líneas nuevas para cada escenario para enfoque nodal para caso Garver

Con esa misma consideración, en la Figura 5-12 se observa la variación del costo de operación a lo largo del modelo determinista y el modelo propuesto considerando desde un número de clústeres igual a 2 hasta 5.

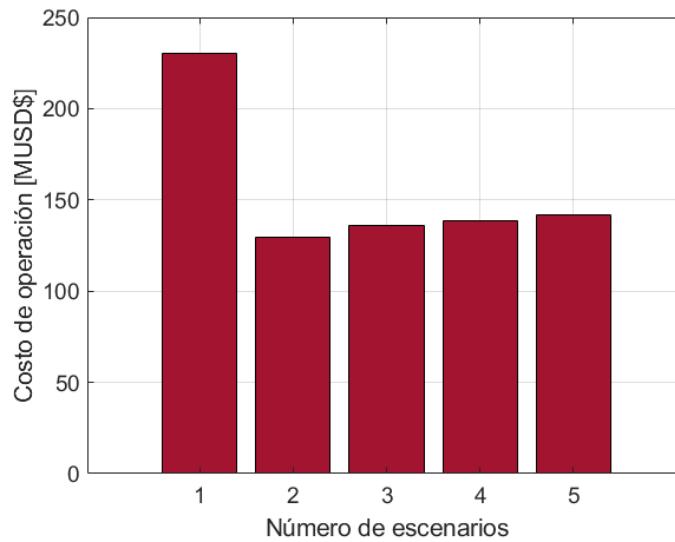


Figura 5-12. Costo de operación para cada escenario para enfoque nodal para caso Garver

En la Figura 5-13 se muestra el costo total compuesto por los costos de inversión y de operación para observar la proporción de estos costos en el costo total.

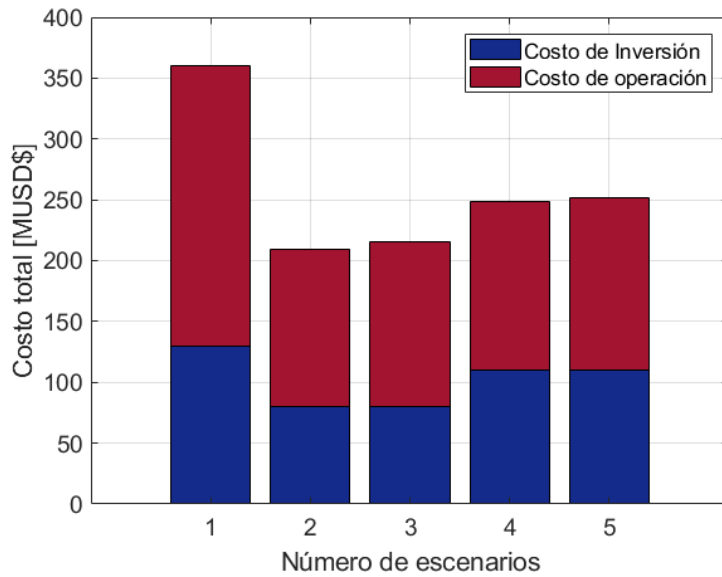


Figura 5-13. Costo total para cada escenario para enfoque nodal para caso Garver

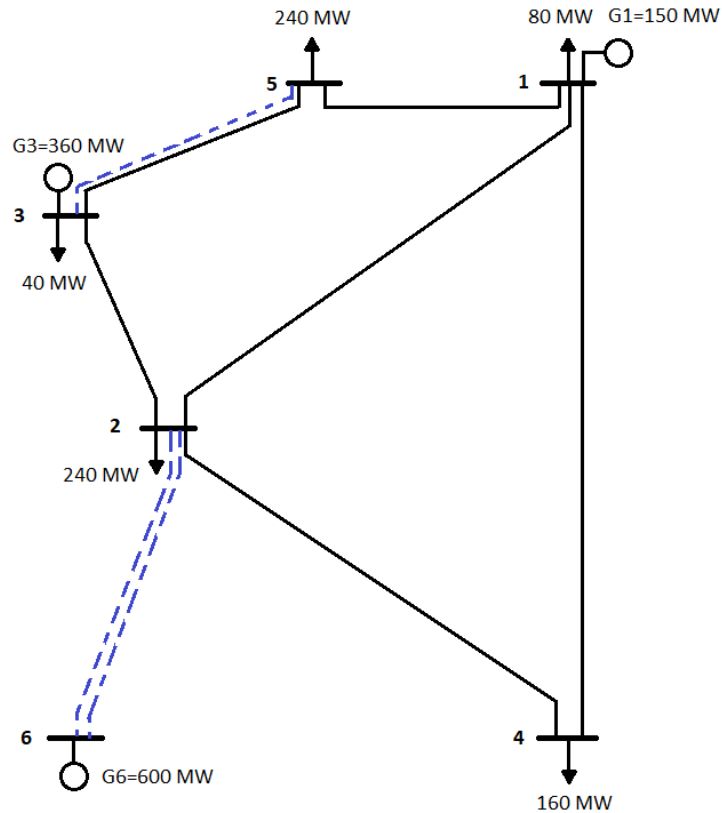


Figura 5-14. Diagrama unifilar del caso Garver con líneas nuevas para enfoque nodal con $k=2$

Se observa que los costos de inversión y de operación son menores considerando 2 clústeres que coincide con el resultado de referencia del Coeficiente de

Silueta. El resultado de considerar este número de clústeres es tomado como la mejor solución y mostrada en la Figura 5-14.

En la Figura 5-14, se presenta el diagrama del sistema de Garver con las líneas candidatas a invertir en color azul punteadas cuando se considera el enfoque de la demanda nodal. Comparado con el enfoque global mostrado en la Figura 5-8, se observa una sola diferencia; en este enfoque se prescinde de la línea entre los nodos 4 y 6 que fue sí se consideró en el enfoque global.

5.2.4. Análisis de resultados

En la Tabla 5-6 se realiza la comparación de los flujos de potencia para el enfoque de demanda global y en la Tabla 5-7 la comparación de flujos de potencia para el enfoque de demanda nodal considerando un número de clúster $k = 2$ en las líneas existentes y en las líneas candidatas en las que se decidió invertir, descartando las demás líneas candidatas.

Tabla 5-6. Comparación de flujos de potencia para enfoque global caso Garver

| Clústeres k= 2 | | | | Flujo de potencia [MW] | |
|----------------------|-------------|--------------|-----------------------|------------------------|----------------------|
| No. Línea | Nodo origen | Nodo destino | Capacidad máxima [MW] | Perfil 1 (pi=0.5890) | Perfil 2 (pi=0.4110) |
| Existentes | | | | | |
| 1 | 1 | 2 | 100 | 35.20 | 16.88 |
| 2 | 1 | 4 | 80 | 36.54 | 27.38 |
| 3 | 1 | 5 | 100 | 29.26 | 30.78 |
| 4 | 2 | 3 | 100 | -100 | -100 |
| 5 | 2 | 4 | 100 | 19.60 | 24.18 |
| 6 | 3 | 5 | 100 | 58.84 | 97.01 |
| Líneas nuevas | | | | | |
| 12 | 2 | 6 | 100 | -15.67 | -66.05 |
| 13 | 2 | 6 | 100 | -15.67 | -66.05 |
| 17 | 3 | 5 | 100 | 58.84 | 97.01 |
| 22 | 4 | 6 | 100 | -41.81 | -98.30 |

De la Tabla 5-6, se puede observar que para el Perfil 1 con una probabilidad de $p_1 = 0.5890$ se tiene una configuración de flujos de potencia diferentes a los observados en el Perfil 2 con una probabilidad de $p_2 = 0.4110$. La probabilidad o peso

de cada uno, además de indicar cual es el de mayor probabilidad de ocurrencia, indica cuál es el que representa a la demanda base (Perfil 1) y cuál a la demanda pico (Perfil 2). Esto es debido a que la demanda base tiene mayor probabilidad de ocurrencia por lo que su peso será mayor en comparación al escenario en el que ocurre la demanda pico, generalmente de menor probabilidad de ocurrencia. Cabe señalar que son una representación, no son los casos exactos de demanda pico o demanda base, esto debido a que en el proceso de reducción con el algoritmo K-means se pierden los casos extremos.

Tabla 5-7. Comparación de flujos de potencia para enfoque nodal caso Garver

| Clústeres k = 2 | | | | Flujos de potencia [MW] | |
|----------------------|-------------|--------------|-----------------------|-------------------------|----------------------|
| No. Línea | Nodo origen | Nodo destino | Capacidad máxima [MW] | Perfil 1 (pi=0.5923) | Perfil 2 (pi=0.4077) |
| Existentes | | | | | |
| 1 | 1 | 2 | 100 | 32.00 | 8.55 |
| 2 | 1 | 4 | 80 | 48.76 | 59.41 |
| 3 | 1 | 5 | 100 | 24.53 | 15.55 |
| 4 | 2 | 3 | 100 | -100 | -100 |
| 5 | 2 | 4 | 100 | 41.13 | 80.56 |
| 6 | 3 | 5 | 100 | 60.51 | 98.45 |
| Líneas nuevas | | | | | |
| 12 | 2 | 6 | 100 | -23.31 | -97.56 |
| 15 | 2 | 6 | 100 | -23.31 | -97.5 |
| 18 | 3 | 5 | 100 | 60.51 | 98.45 |

En la Tabla 5-7, se comparan los flujos obtenidos considerando la demanda nodal para el Perfil 1 con una probabilidad de $p_1 = 0.5923$ se tiene una configuración de flujos de potencia diferentes a los observados en el Perfil 2 con una probabilidad de $p_2 = 0.4077$. Se puede aplicar la misma lógica que en el enfoque global de considerar uno de estos escenarios como la representación de demanda base y el otro como pico. Comparando los flujos de ambos enfoques, se observa que son muy diferentes a pesar de que la probabilidad de ocurrencia de cada escenario sea parecida en cada enfoque.

En la Figura 5-15 se compara el tiempo de ejecución del código del algoritmo del modelo PET propuesto considerando el enfoque de demanda global y nodal empleando el software de MATLAB®. El tiempo de ejecución de los programas aumenta con el

número de escenarios en ambos enfoques, mostrando un mejor desempeño el enfoque nodal sobre el global.

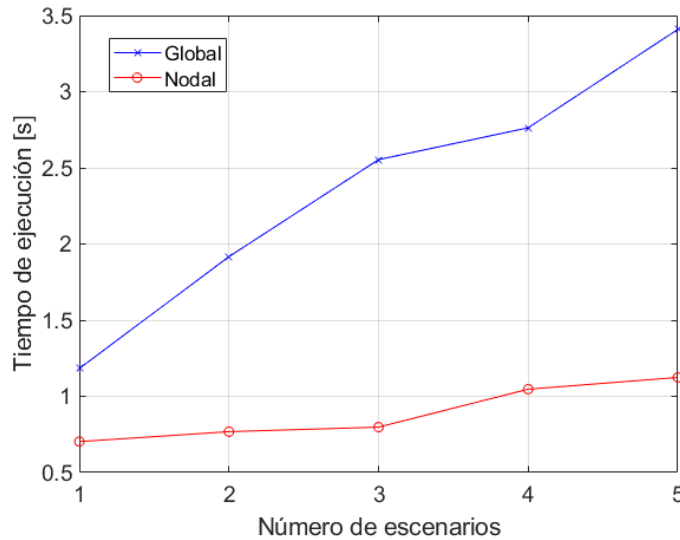


Figura 5-15. Tiempo de ejecución del modelo propuesto para ambos enfoques para caso Garver

Las líneas nuevas considerando el enfoque global corresponde a 2 líneas 2-6, 1 línea en 3-5 y 1 línea en 4-6. Como se mencionó anteriormente, la diferencia es la ubicación de una sola línea con respecto a el enfoque nodal, donde la línea de 4-6 no es necesaria. El número total de líneas nuevas en ambos enfoques es de 4 y 3 usando em modelo PET propuesto contra 6 líneas nuevas resultantes del modelo PET clásico determinista, respectivamente.

Tabla 5-8. Comparación de resultados de modelos determinista, estocástico global y nodal caso Garver

| Modelo | No. De líneas | Líneas nuevas | Costo de inversión [\$MM] | Costo de operación [\$MM] | Costo Total [\$MM] | Tiempo de ejecución [s] |
|------------------------|---------------|-------------------------------------|---------------------------|---------------------------|--------------------|-------------------------|
| Determinista | 6 | 2 x (2-6) 2 x (3-5) 2 x (4-6) | 160 | 241.4 | 401.4 | 1.183 |
| Estocástico Global k=2 | 4 | 2 x (2-6) 3-5 4-6 | 110 | 141.78 | 251.78 | 1.917 |
| Estocástico Nodal k=2 | 3 | 2 x (2-6) 3-5 | 80 | 129.74 | 209.74 | 0.768 |

En la Tabla 5-8 se comparan los costos de inversión, de operación, total y el tiempo de ejecución para un número de clúster igual a 2 utilizando el modelo PET estocástico propuesto junto con los resultados del modelo PET clásico determinista.

De los resultados obtenidos del Escenario 1 y del Escenario 2 para el Caso de Garver, se puede analizar lo siguiente:

- ✓ Tomando en cuenta lo descrito en la Sección 5.2.1, se realizó el análisis para un número de clústeres desde $k = 2$ hasta $k = 5$, tanto para el enfoque global como para el enfoque nodal.
- ✓ En la Tabla 5-2 se resume los resultados obtenidos con el modelo propuesto empleando el enfoque de demanda global, comparándolo con el modelo clásico determinista. Se muestra una disminución en el número de líneas a invertir y por tanto en el costo de inversión. Además, se observa una reducción del costo de operación del sistema, mostrando que, al existir un mayor número de alternativas para el flujo de potencia, mejora el despacho de las unidades generadoras para satisfacer la demanda. Un comportamiento similar ocurre con el enfoque nodal, como se muestra en la Tabla 5-4.
- ✓ Los resultados de flujo de potencia mostrados en la Tabla 5-6 considerando el enfoque global y en la Tabla 5-7 considerando el enfoque nodal, son flujos representativos de cada escenario asociados a una probabilidad de ocurrencia. Sin embargo, estos flujos no son casos críticos reales que se pueden presentar en el sistema. Generalmente, al utilizar el algoritmo de K-means, se pierde de vista los casos críticos como la demanda pico y la mínima. A pesar de esta desventaja de desconocer con precisión los casos críticos, dentro de la solución del modelo de optimización, estos son contemplados para la inversión de las líneas y pueden ser tomados como representativos.
- ✓ En los tiempos de ejecución de la metodología aplicada en este trabajo aplicado al sistema de Garver, en la Figura 5-15 se observa que son crecientes en ambos enfoques, resultando que el enfoque de demanda nodal presenta mejores tiempos para el rango de clústeres considerados de 2 a 5. En la Tabla 5-8 se muestra un

tiempo mayor para el modelo estocástico propuesto que el modelo clásico determinista.

- ✓ En la Tabla 5-8 se compara el modelo clásico determinista con el modelo propuesto con ambos enfoques de demanda considerando dos clústeres. Se observa una disminución de líneas a invertir, principalmente porque en el modelo determinista se toman en cuenta únicamente los valores pico de demanda de cada carga. En el modelo propuesto existe variación de este pico como resultado de la reducción de todas las curvas representativas.
- ✓ Comparando el enfoque global con el nodal, se muestra que si se considera un incremento de la demanda total del sistema se requiere un mayor número de líneas que únicamente considerando el incremento en la demanda en los nodos 2 y 5. Se seleccionaron estos nodos porque son las mayores cargas del sistema que influyen mayormente en la configuración de flujos del sistema. Al localizarse estas cargas en los nodos 2 y 5, de los diagramas unifilares y en los resultados de flujos de potencia se observa que la línea 4-6 no es necesaria como lo era en el enfoque global.
- ✓ Los costos totales de los enfoques propuestos son menores que considerando el modelo PET determinista. El enfoque nodal resulta ser más económico que el global, debido a que se invierte en una menor cantidad de líneas. Esto se debe a que en el primero, la inversión es focalizada para atender un crecimiento en la demanda específico. En cambio, en el segundo se trata de resolver el crecimiento de demanda generalizado, lo que puede resultar en una inversión mayor.

5.3. Caso 2: Sistema de IEEE RTS-24 nodos

5.3.1. Descripción sistema IEEE RTS-24

El sistema IEEE RTS-24 es un Sistema de Prueba de Confiabilidad propuesto en [58] donde se presenta un modelo de carga, generación y transmisión que es utilizado comúnmente para comparar métodos de análisis de confiabilidad de sistemas eléctricos de potencia. El modelo de carga está dado por cargas horarias para un año en por unidad expresado en modo cronológico de tal manera que pueden ser modelados patrones de demanda estacionales, semanales y diarios. El sistema se compone de 24 nodos de carga/generación, 32 unidades de generación y 38 líneas de transmisión existentes (5 de ellas son autotransformadores). Se definen dos zonas caracterizadas por su nivel de voltaje (Zona 1 – 138 kV y Zona 2 – 230 kV). En la Tabla 5-9 se muestran los datos de los nodos del sistema IEEE RTS-24 donde la potencia demandada representa el valor pico en cada nodo.

Tabla 5-9. Datos de los nodos del sistema IEEE RTS-24

| Nodo | Tipo | PD_d [MW] | Base [kV] | Zona | $v^{m\acute{a}x}$ [pu] | $v^{m\acute{i}n}$ [pu] |
|------|-------|-------------|-----------|------|------------------------|------------------------|
| 1 | P-V | 151.2 | 138 | 1 | 1.05 | 0.95 |
| 2 | P-V | 135.8 | 138 | 1 | 1.05 | 0.95 |
| 3 | P-Q | 252 | 138 | 1 | 1.05 | 0.95 |
| 4 | P-Q | 103.6 | 138 | 1 | 1.05 | 0.95 |
| 5 | P-Q | 99.4 | 138 | 1 | 1.05 | 0.95 |
| 6 | P-Q | 190.4 | 138 | 1 | 1.05 | 0.95 |
| 7 | P-V | 175 | 138 | 1 | 1.05 | 0.95 |
| 8 | P-Q | 239.4 | 138 | 1 | 1.05 | 0.95 |
| 9 | P-Q | 245 | 138 | 1 | 1.05 | 0.95 |
| 10 | P-Q | 273 | 138 | 1 | 1.05 | 0.95 |
| 11 | P-Q | 0 | 230 | 2 | 1.05 | 0.95 |
| 12 | P-Q | 0 | 230 | 2 | 1.05 | 0.95 |
| 13 | Slack | 265 | 230 | 2 | 1.05 | 0.95 |
| 14 | P-V | 194 | 230 | 2 | 1.05 | 0.95 |
| 15 | P-V | 317 | 230 | 2 | 1.05 | 0.95 |
| 16 | P-V | 100 | 230 | 2 | 1.05 | 0.95 |
| 17 | P-Q | 0 | 230 | 2 | 1.05 | 0.95 |
| 18 | P-V | 333 | 230 | 2 | 1.05 | 0.95 |

| Nodo | Tipo | PD_d [MW] | Base [kV] | Zona | $V^{m\acute{a}x}$ [pu] | $V^{m\acute{i}n}$ [pu] |
|------|------|-------------|-----------|------|------------------------|------------------------|
| 19 | P-Q | 181 | 230 | 2 | 1.05 | 0.95 |
| 20 | P-Q | 128 | 230 | 2 | 1.05 | 0.95 |
| 21 | P-V | 0 | 230 | 2 | 1.05 | 0.95 |
| 22 | P-V | 0 | 230 | 2 | 1.05 | 0.95 |
| 23 | P-V | 0 | 230 | 2 | 1.05 | 0.95 |
| 24 | P-Q | 0 | 230 | 2 | 1.05 | 0.95 |

En Tabla 5-10 se muestra los datos unidades generadoras. Se especifica sus límites de generación mínima, límites de generación máxima y el costo asociado a la operación de cada unidad expresado en USD\$/MWh.

Tabla 5-10. Datos de las unidades generadoras del sistema IEEE RTS-24

| Nodo | Etiqueta | PG_g^{max} [MW] | PG_g^{min} [MW] | c_g [\$/MWh] |
|------|----------|-------------------|-------------------|----------------|
| 1 | U20 | 20 | 16 | 5 |
| 1 | U20 | 20 | 16 | 5 |
| 1 | U76 | 76 | 15.2 | 0.9 |
| 1 | U76 | 76 | 15.2 | 0.9 |
| 2 | U20 | 20 | 16 | 5 |
| 2 | U20 | 20 | 16 | 5 |
| 2 | U76 | 76 | 15.2 | 0.9 |
| 2 | U76 | 76 | 15.2 | 0.9 |
| 7 | U100 | 100 | 25 | 0.8 |
| 7 | U100 | 100 | 25 | 0.8 |
| 7 | U100 | 100 | 25 | 0.8 |
| 13 | U197 | 197 | 69 | 0.7 |
| 13 | U197 | 197 | 69 | 0.7 |
| 13 | U197 | 197 | 69 | 0.7 |
| 15 | U12 | 12 | 2.4 | 0.9 |
| 15 | U12 | 12 | 2.4 | 0.9 |
| 15 | U12 | 12 | 2.4 | 0.9 |
| 15 | U12 | 12 | 2.4 | 0.9 |
| 15 | U155 | 155 | 54.3 | 0.8 |
| 16 | U155 | 155 | 54.3 | 0.8 |
| 18 | U400 | 400 | 100 | 0.3 |
| 21 | U400 | 400 | 100 | 0.3 |
| 22 | U50 | 50 | 10 | 0.1 |

| Nodo | Etiqueta | PG_g^{max} [MW] | PG_g^{min} [MW] | c_g [\$/MWh] |
|------|----------|-------------------|-------------------|----------------|
| 22 | U50 | 50 | 10 | 0.1 |
| 22 | U50 | 50 | 10 | 0.1 |
| 22 | U50 | 50 | 10 | 0.1 |
| 22 | U50 | 50 | 10 | 0.1 |
| 22 | U50 | 50 | 10 | 0.1 |
| 23 | U155 | 155 | 54.3 | 0.8 |
| 23 | U155 | 155 | 54.3 | 0.8 |
| 23 | U350 | 350 | 140 | 0.7 |

Se tienen 38 líneas de transmisión existentes en la red, especificando su nodo de origen y su nodo destino, además de la resistencia y reactancia de las líneas. Se presenta la capacidad máxima de transmisión y su costo de inversión que fue estimado utilizando como referencia los datos del trabajo mostrados en [28]. En la Tabla 5-11 y la Tabla 5-12 se muestran estos datos. Los costos de inversión de las líneas de transmisión están expresados en millones de dólares (\$MM).

Tabla 5-11. Datos de las líneas de transmisión existentes en el sistema IEEE RTS-24

| No. Línea | Nodo origen | Nodo destino | R [pu] | X [pu] | P_l^{max} [MW] |
|-----------|-------------|--------------|--------|--------|------------------|
| 1 | 1 | 2 | 0.0026 | 0.0139 | 175 |
| 2 | 1 | 3 | 0.0546 | 0.2112 | 175 |
| 3 | 1 | 5 | 0.0218 | 0.0845 | 175 |
| 4 | 2 | 4 | 0.0328 | 0.1267 | 175 |
| 5 | 2 | 6 | 0.0497 | 0.192 | 175 |
| 6 | 3 | 9 | 0.0308 | 0.119 | 175 |
| 7 | 3 | 24 | 0.0023 | 0.0839 | 400 |
| 8 | 4 | 9 | 0.0268 | 0.1037 | 175 |
| 9 | 5 | 10 | 0.0228 | 0.0883 | 175 |
| 10 | 6 | 10 | 0.0139 | 0.0605 | 175 |
| 11 | 7 | 8 | 0.0159 | 0.0614 | 175 |
| 12 | 8 | 9 | 0.0427 | 0.1651 | 175 |
| 13 | 8 | 10 | 0.0427 | 0.1651 | 175 |
| 14 | 9 | 11 | 0.0023 | 0.0839 | 400 |
| 15 | 9 | 12 | 0.0023 | 0.0839 | 400 |
| 16 | 10 | 11 | 0.0023 | 0.0839 | 400 |
| 17 | 10 | 12 | 0.0023 | 0.0839 | 400 |

| No. Línea | Nodo origen | Nodo destino | R [pu] | X [pu] | P_l^{max} [MW] |
|-----------|-------------|--------------|--------|--------|------------------|
| 18 | 11 | 13 | 0.0061 | 0.0476 | 150 |
| 19 | 11 | 14 | 0.0054 | 0.0418 | 150 |
| 20 | 12 | 13 | 0.0061 | 0.0476 | 150 |
| 21 | 12 | 23 | 0.0124 | 0.0966 | 150 |
| 22 | 13 | 23 | 0.0111 | 0.0865 | 500 |
| 23 | 14 | 16 | 0.005 | 0.0389 | 500 |
| 24 | 15 | 16 | 0.0022 | 0.0173 | 500 |
| 25 | 15 | 21 | 0.0063 | 0.049 | 500 |
| 26 | 15 | 21 | 0.0063 | 0.049 | 500 |
| 27 | 15 | 24 | 0.0067 | 0.0519 | 150 |
| 28 | 16 | 17 | 0.0033 | 0.0259 | 500 |
| 29 | 16 | 19 | 0.003 | 0.0231 | 500 |
| 30 | 17 | 18 | 0.0018 | 0.0144 | 500 |
| 31 | 17 | 22 | 0.0135 | 0.1053 | 500 |
| 32 | 18 | 21 | 0.0033 | 0.0259 | 500 |
| 33 | 18 | 21 | 0.0033 | 0.0259 | 500 |
| 34 | 19 | 20 | 0.0051 | 0.0396 | 500 |
| 35 | 19 | 20 | 0.0051 | 0.0396 | 500 |
| 36 | 20 | 23 | 0.0028 | 0.0216 | 500 |
| 37 | 20 | 23 | 0.0028 | 0.0216 | 500 |
| 38 | 21 | 22 | 0.0087 | 0.0678 | 500 |

Tabla 5-12. Datos de las líneas de transmisión candidatas del sistema IEEE RTS-24

| No. Línea | Nodo origen | Nodo destino | R [pu] | X [pu] | P_l^{max} [MW] | c_l [\$MM] |
|-----------|-------------|--------------|--------|--------|------------------|--------------|
| 39 | 11 | 13 | 0.0061 | 0.0476 | 150 | 24.10 |
| 40 | 11 | 14 | 0.0054 | 0.0418 | 150 | 21.16 |
| 41 | 11 | 15 | 0.0054 | 0.0418 | 150 | 50.00 |
| 42 | 12 | 13 | 0.0061 | 0.0476 | 150 | 24.10 |
| 43 | 12 | 14 | 0.0060 | 0.0500 | 150 | 50.00 |
| 44 | 12 | 23 | 0.0124 | 0.0966 | 150 | 48.9 |
| 45 | 14 | 24 | 0.0124 | 0.0966 | 150 | 50.00 |
| 46 | 15 | 24 | 0.0067 | 0.0519 | 150 | 26.27 |

Para este caso de estudio, se consideran 8 líneas de transmisión candidatas, con sus respectivas ubicaciones, parámetros eléctricos, capacidad máxima de transmisión y

su costo de inversión asociado. En la Tabla 5-12 se muestran estos datos. El costo de inversión está expresado en millones de dólares (\$MM) y los datos fueron tomados de la Referencia [55]. Finalmente, se presenta el diagrama unifilar del sistema IEEE RTS-24, que se observa en la Figura 5-16. De los datos presentados en [58], se han reducido la capacidad de transmisión máxima de las líneas de transmisión existentes L18, L19, L20, L21 y L27 de 500 MW a 150 MW con la finalidad de generar la necesidad de expansión de la transmisión, que en la Figura 5-16 están marcadas en color rojo.

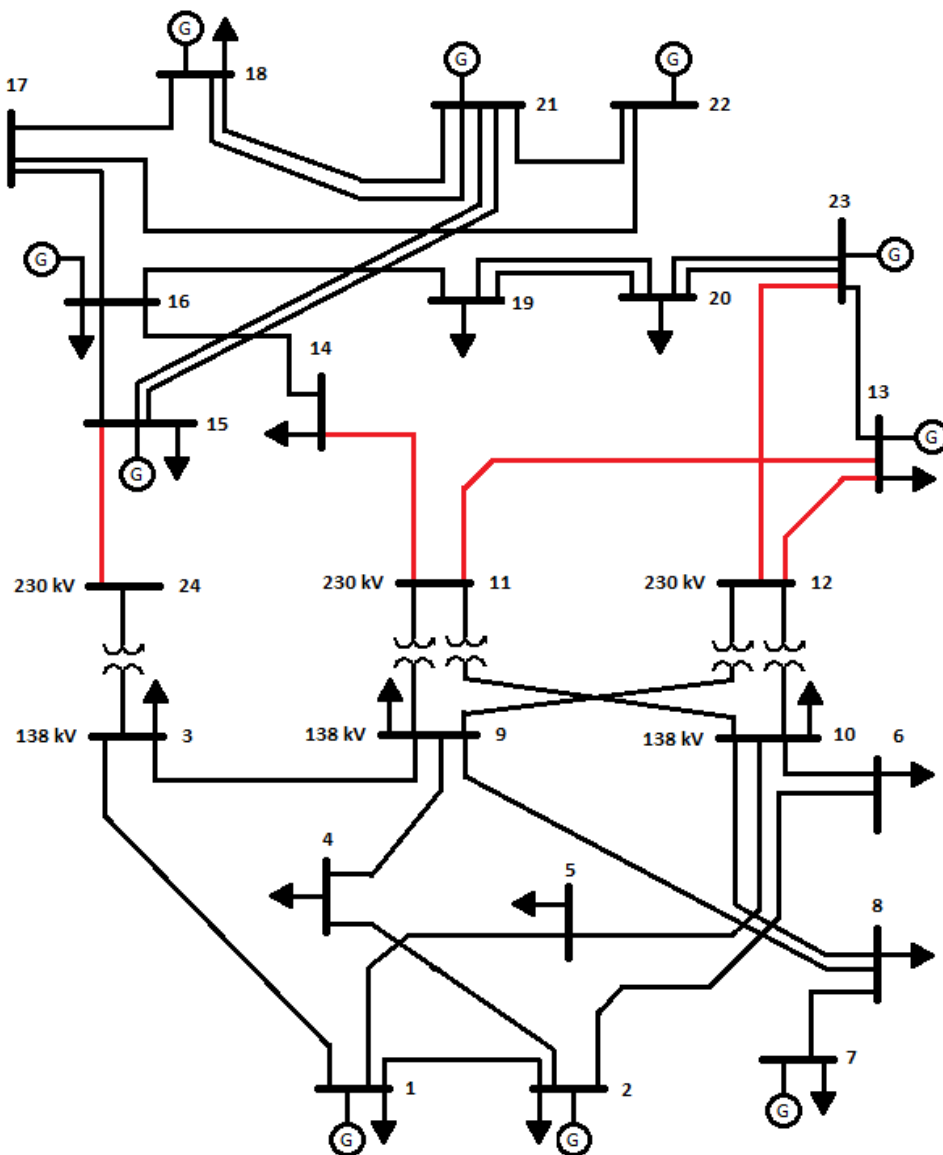


Figura 5-16. Diagrama unifilar del sistema IEEE RTS-24

5.3.2. Consideraciones

Para el sistema IEEE RTS-24 se tomaron en cuenta las siguientes consideraciones:

- El horizonte de planificación es de un año. Se considera una sola etapa de inversión, recordando que el modelo es estático.
- La generación es considerada de plantas convencionales por lo que la incertidumbre en la generación no es tomada en cuenta.
- Se considera que las plantas generadoras siempre se encuentran disponibles en el horizonte de planificación.
- El perfil de demanda anual fue formado con los datos presentados en [58], que se presenta en la Figura 5-17.

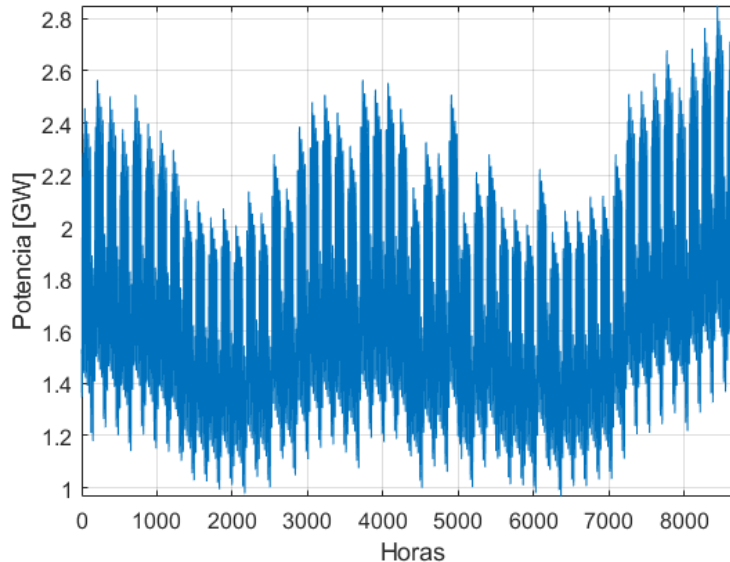


Figura 5-17. Perfil de demanda anual del sistema IEEE RTS-24 [58]

- Para el enfoque global, se consideraron los patrones de las curvas de demanda diarias a lo largo del año y para cada nodo se le asignó su parte proporcional de acuerdo con la proporción entre la demanda pico por nodo y la demanda total.
- Para el enfoque nodal, se toma como base las curvas de demanda diarias del sistema IEEE RTS-24, agregando variaciones aleatorias para cada uno de los valores de demanda horaria de cada uno de los nodos de carga. En la Figura 5-18 (a) se observan los perfiles de demanda diaria normalizados del sistema IEEE RTS-24. En la Figura 5-18 (b) se muestran los perfiles de demanda diarios

normalizados en el nodo 5. Se realiza el mismo procedimiento para cada uno de los nodos de carga del sistema.

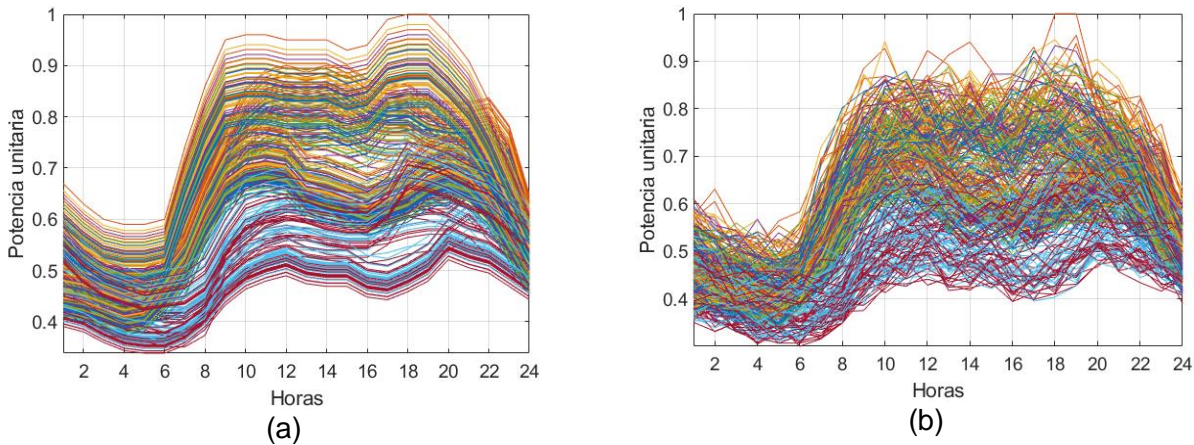


Figura 5-18. Perfiles de demanda diaria, a) Del sistema IEEE RTS-24, b) Del nodo 5

- El costo de generación se considera constante, sin considerar el tipo y costo de combustible. De la Ecuación (3-21) cuadrática de entrada-salida para las unidades generadoras, que muestra la entrada de combustible en función de la potencia de salida, se considera que se toma el término de primer orden.
- Para la selección del número de escenarios, se realizó una evaluación con el Método del Coeficiente la Silueta [60], tomando valores desde $k = 2$ hasta $k = 10$, como referencia las fuentes consultadas [12], [18] y [49] que se describen en la Sección 5.2.1 para el caso Garver, donde se explica la conveniencia de la selección de un número pequeño de clústeres donde se busca el balance entre tiempo de ejecución y precisión del modelo. En la Figura 5-19 se muestra la gráfica del Coeficiente de Silueta.
- Para ambos enfoques del método propuesto, se considera un aumento en la demanda del 20% en la zona de 138 kV. Para este caso, se busca observar la ventaja de emplear el enfoque nodal sobre el global. Los resultados serán diferentes dependiendo de la forma de cada curva representativa de demanda para cada carga, recordando que en el enfoque global todas las cargas presentan la misma forma de la curva.

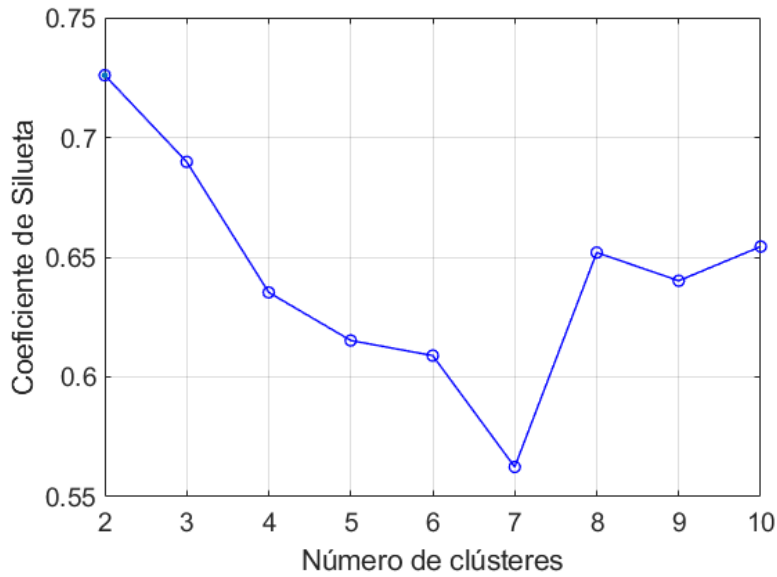


Figura 5-19. Coeficiente de Silueta de los datos de demanda del sistema IEEE RTS-24 hasta $k=10$

- En la Figura 5-20 se muestra el Coeficiente de Silueta de los mismos datos de demanda desde $k = 2$ hasta $k = 52$. De esta gráfica se observa que si se deseara representar los datos con 52 clústeres, donde cada uno representaría una semana, se tiene una representatividad similar si se considera únicamente 2 clústeres.

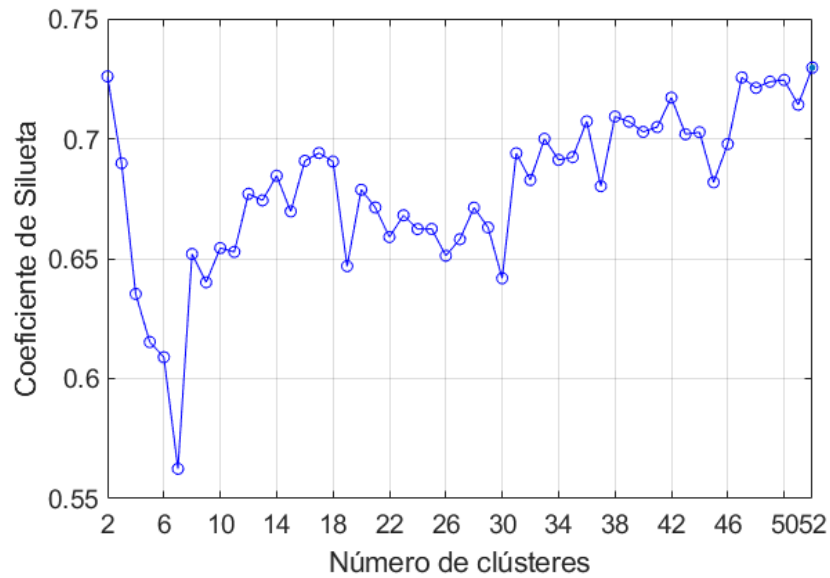


Figura 5-20. Coeficiente de Silueta de los datos de demanda del sistema IEEE RTS-24 hasta $k=52$

- El Coeficiente de Silueta de la Figura 5-19 muestra que $k = 2$ es el más adecuado para formar clústeres mejor definidos para el conjunto de datos empleados [61].
- Con $k = 2$ se tiene una mejor representación de los datos que contribuye, pero no interviene directamente para la obtención de un plan de expansión óptimo.

5.3.3. Escenario 1: Incertidumbre en la Demanda Global

A continuación, se muestra en la Tabla 5-13 los resultados obtenidos con el modelo propuesto tomando el enfoque de incertidumbre en la demanda de forma global para el sistema IEEE RTS-24, incremento del 20% en la zona de 138 kV. Se compara el modelo propuesto con el modelo determinista. El modelo propuesto se prueba para un número de clústeres de 2 hasta 5 para observar el comportamiento del modelo para diferente número de clústeres. Se compara el número de líneas a construir, el costo de inversión, el costo de operación, el costo total y el tiempo de ejecución del código en MATLAB®.

Tabla 5-13. Resultados del modelo estocástico para la demanda global del caso IEEE RTS-24

| Modelo | No. De líneas por construir | Costo de inversión [\$\$\$] | Costo de operación [\$\$\$] | Costo Total [\$\$\$] | Tiempo [s] |
|-----------------|-----------------------------|-----------------------------|-----------------------------|----------------------|------------|
| Determinista | 3 | 74.47 | 2,091.40 | 2,165.90 | 0.228 |
| Estocástico k=2 | 1 | 26.27 | 1,434.10 | 1,460.40 | 0.591 |
| Estocástico k=3 | 1 | 26.27 | 1,441.50 | 1,467.80 | 0.656 |
| Estocástico k=4 | 1 | 26.27 | 1,442.20 | 1,468.50 | 0.657 |
| Estocástico k=5 | 1 | 26.27 | 1,449.40 | 1,475.70 | 0.657 |

En la Figura 5-21 se muestra el número total de los perfiles de demanda diarios normalizados a lo largo de un año empleados en este caso de estudio, tomados de la referencia [58]. Se tiene 8760 datos correspondientes a cada una de las horas del año, por lo que se tienen 365 perfiles de demanda diarios.

La reducción de los perfiles de demanda horarios se realiza, como en el caso del sistema Garver, con el algoritmo mejorado K-means++, considerando una selección del número de clústeres de 2 a 5.

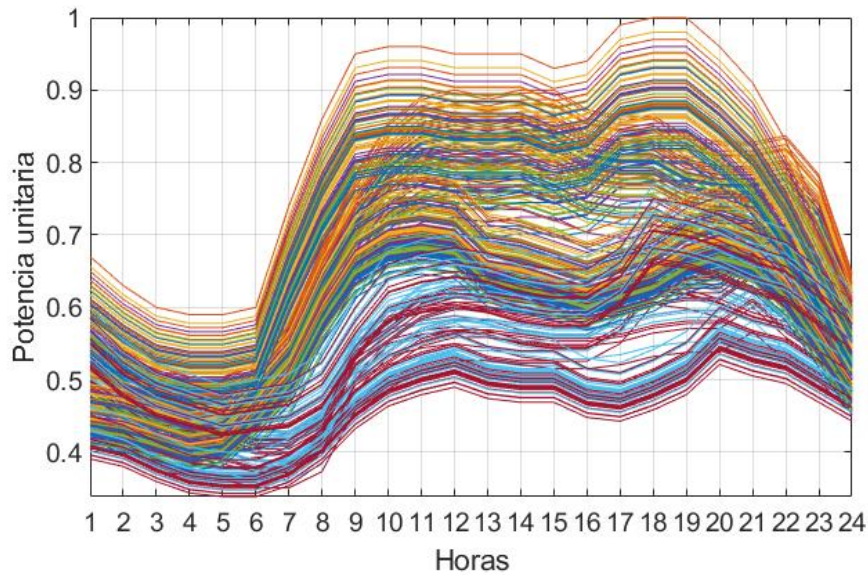


Figura 5-21. Perfiles de demanda horarios normalizados para enfoque global para caso IEEE RTS-24

En la Figura 5-22 (a) se presentan los perfiles de demanda correspondientes a $k = 2$ en el algoritmo de K-means, de manera similar se obtienen los perfiles para $k = 3$ que se muestran en la Figura 5-22 (b), los perfiles para $k = 4$ en la Figura 5-22 (c) y los perfiles para $k = 5$ en la Figura 5-22 (d). Se observa que, de acuerdo con el resultado del Coeficiente de Silueta, los perfiles para $k = 2$ representan de buena manera todos los perfiles de demanda obtenidos de los datos.

Comparando la Figura 5-22 con la Figura 5-21, se puede inferir que los perfiles obtenidos del algoritmo K-means resultan similares a los perfiles generados de los datos estimados.

En la Sección 5.3.2, se realiza el análisis del Coeficiente de Silueta desde $k = 2$ hasta $k = 10$, sin embargo, para la implementación en el modelo PET propuesto solo se considera desde $k = 2$ hasta $k = 5$ a partir de ahora para la obtención de los planes de expansión.

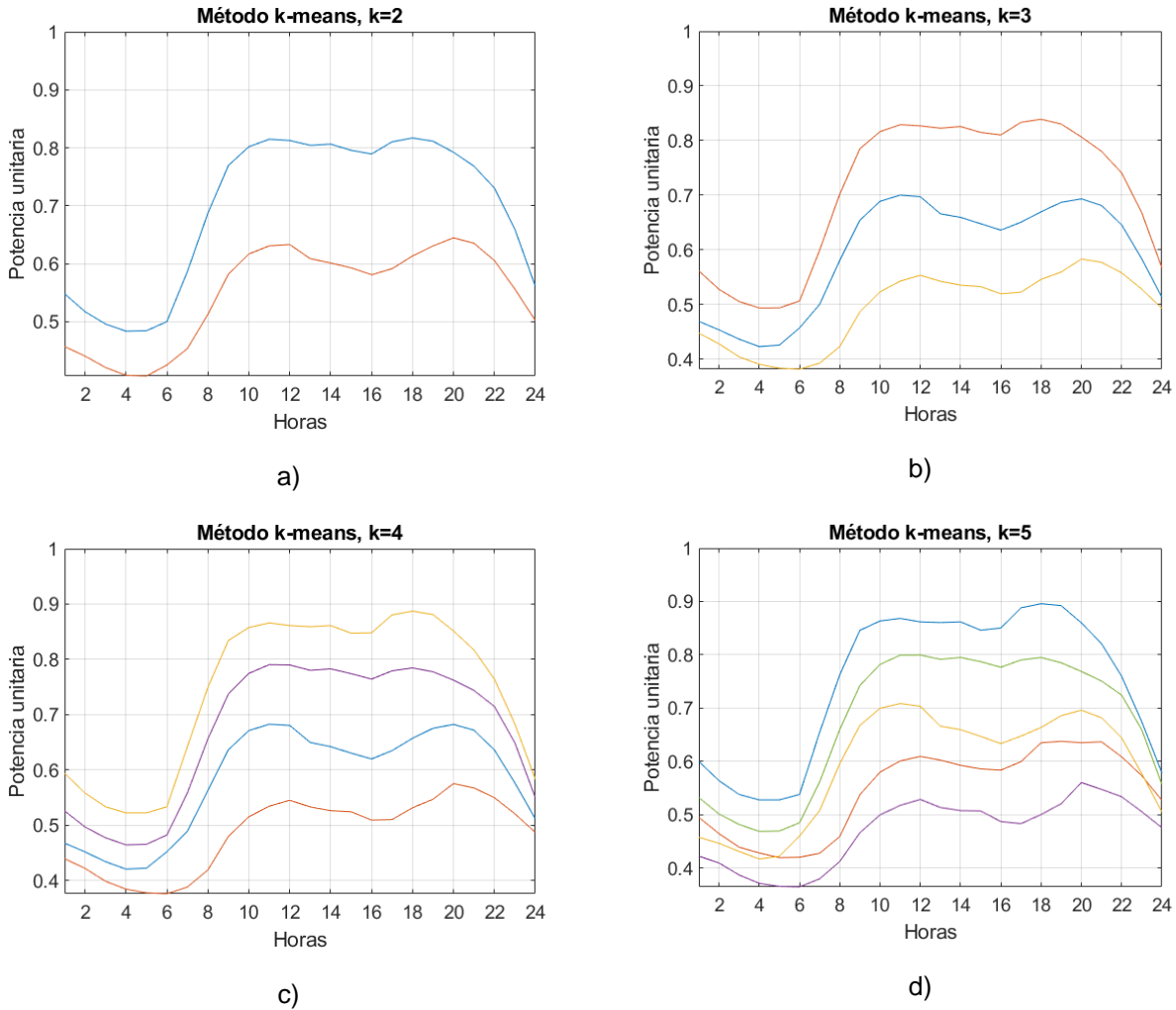


Figura 5-22. Evaluación de perfiles de demanda para enfoque global para el caso IEEE RTS-24, a) Para $k=2$, b) Para $k=3$, c) Para $k=4$, d) Para $k=5$ escenarios

En la Figura 5-23 se muestra la gráfica de la variación del costo de inversión y de la cantidad de líneas a construir con el número de escenarios. Cabe señalar que el número de escenario marcado como el número 1, representa el resultado del modelo determinista. El resultado fue el mismo desde $k = 2$ hasta $k = 5$ en los costos de inversión por lo que no se muestra variación en este aspecto, ni en el número de líneas a invertir, que en este caso resulta ser de una línea de transmisión.

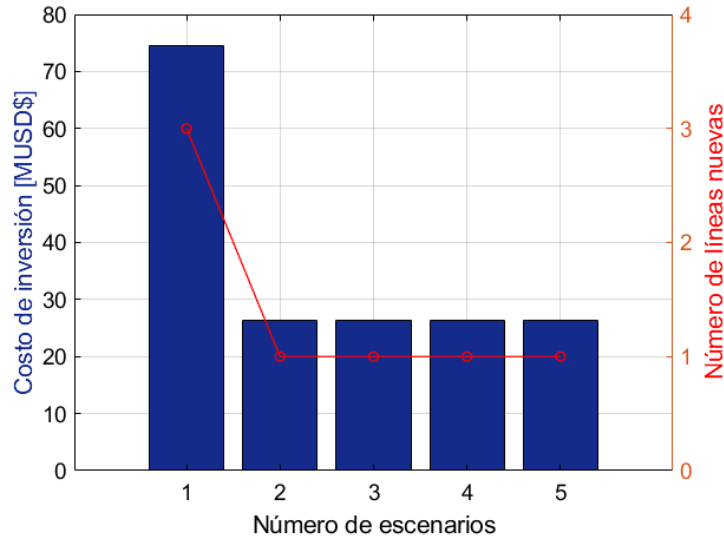


Figura 5-23. Costo de inversión y número de líneas nuevas por número de escenario para enfoque global caso IEEE RTS-24.

En la Figura 5-24 se presenta la gráfica de la variación de los costos de operación del sistema dependiendo del número de escenarios, desde el modelo determinista ($k = 1$) hasta el modelo propuesto desde $k = 2$ hasta $k = 5$.

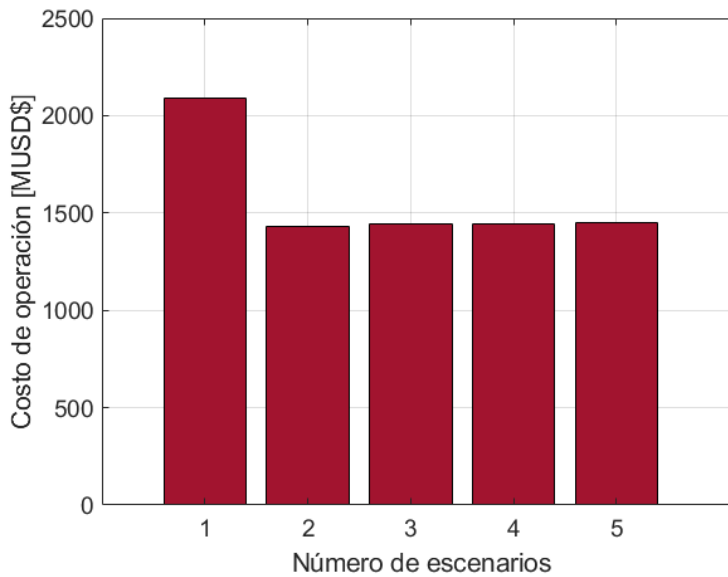


Figura 5-24. Costo de operación por número de escenario para enfoque global caso IEEE RTS-24

En la Figura 5-25 se muestra el costo total compuesto por los costos de inversión y de operación para observar cómo cambia la proporción de estos costos en el costo total, observando que para un número de clústeres igual a 2 se obtiene el menor costo

total del sistema. En este caso, el resultado coincide con el criterio de selección de escenarios en el que el Coeficiente de Silueta establece que para un número de clúster igual a 2, los datos alcanzan una mejor representación de la totalidad de los datos.

En la Figura 5-25 se presenta la gráfica de la variación del costo total compuesto por el costo de inversión y el costo de operación de 2 a 5 escenarios. El costo de inversión resulta mínimo en relación con el costo de operación. El costo de operación se muestra mayor en el caso del modelo determinista.

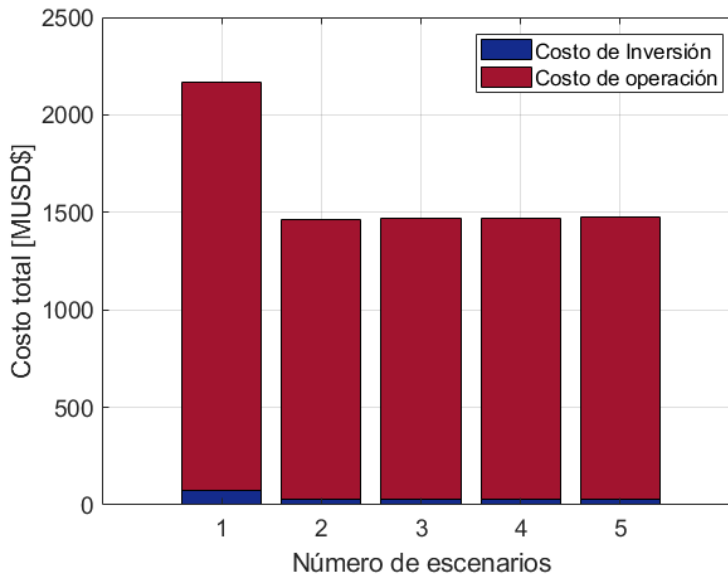


Figura 5-25. Costo total por número de escenario para enfoque global en caso IEEE RTS-24

En la Figura 5-26 se presenta el diagrama unifilar del sistema IEEE RTS-24 con tres líneas nuevas (15-24, 11-13, 12-13), determinadas por el modelo PET clásico determinista descrito en la Sección 3.4, considerando las mismas 8 líneas candidatas, esto con la finalidad de comparar su desempeño con respecto al modelo PET propuesto bajo los enfoques global y nodal. Se observa en el diagrama unifilar que para las consideraciones propuestas en la Sección 5.3.2 se debe invertir en las tres líneas de transmisión antes mencionadas, con un incremento en la demanda anual del 20% en la zona de 138 kV.

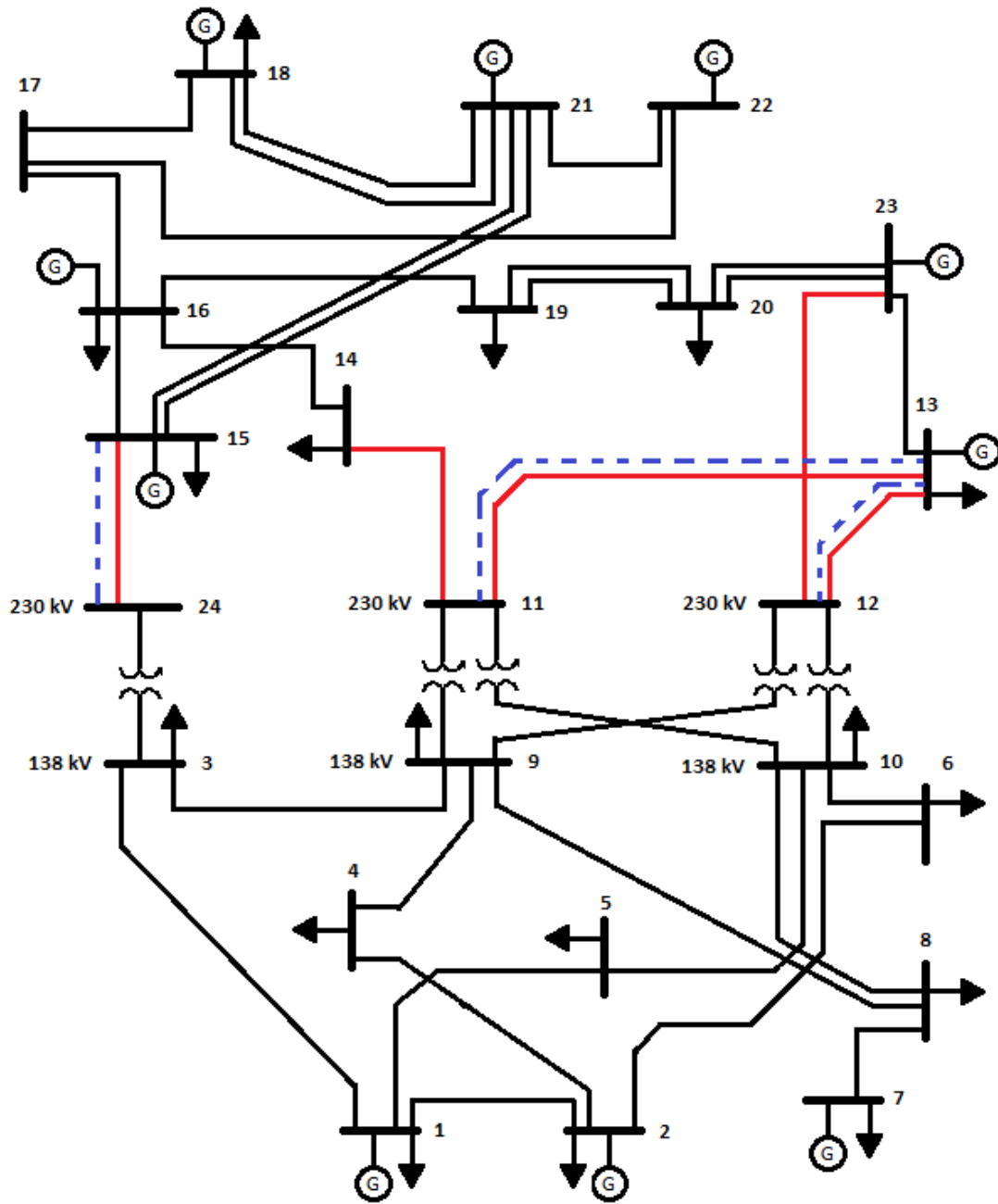


Figura 5-26. Diagrama unifilar sistema IEEE RTS-24 con líneas nuevas utilizando modelo determinista

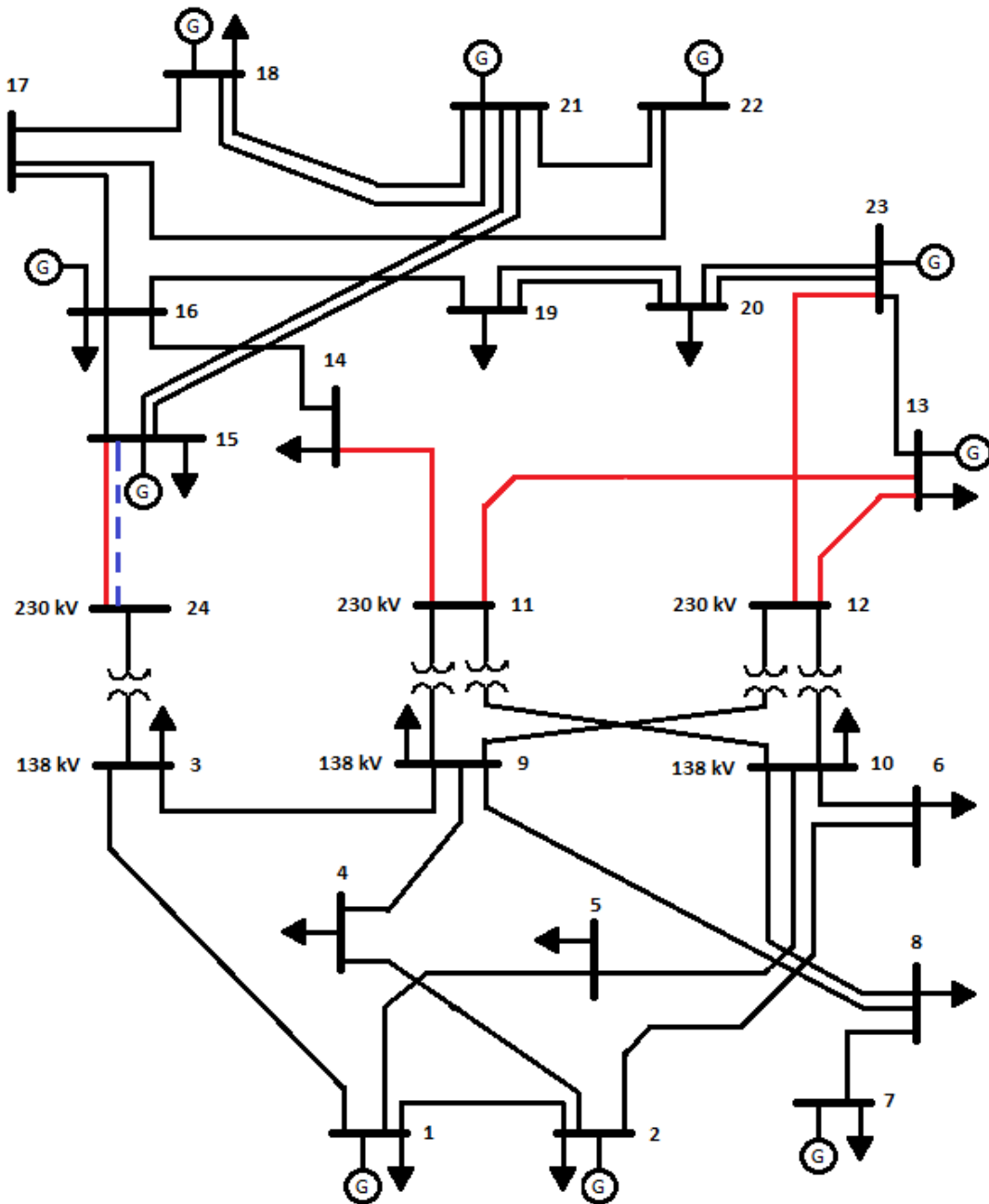


Figura 5-27. Diagrama unifilar sistema IEEE RTS-24 con líneas nuevas para enfoque global con $k=2$

En la Figura 5-27 se presenta el diagrama unifilar del sistema de IEEE RTS-24 con las líneas candidatas a invertir en color azul punteadas, cuando se considera el enfoque de la demanda global para un número de escenarios igual a 2. Se muestra la construcción de 1 nueva línea de las 8 candidatas. Se agrega la línea entre los nodos 15 y 24.

5.3.4. Escenario 2: Incertidumbre en la Demanda Nodal

En la Tabla 5-14 los resultados obtenidos con el modelo PET propuesto tomando el enfoque de incertidumbre en la demanda nodal para el sistema IEEE RTS-24. Se compara el modelo propuesto con el modelo determinista. El modelo propuesto se prueba para un número de clústeres de 2 hasta 5 para observar el comportamiento del modelo ante un número diferente de clústeres. Se compara el número de líneas a construir, el costo de inversión, el costo de operación, el costo total y el tiempo de ejecución del código en MATLAB®.

Tabla 5-14. Resultados del modelo estocástico para la demanda nodal del caso IEEE RTS-24

| Modelo | No. De líneas por construir | Costo de inversión [\$MM] | Costo de operación [\$MM] | Costo Total [\$MM] | Tiempo [s] |
|-----------------|-----------------------------|---------------------------|---------------------------|--------------------|------------|
| Determinista | 3 | 74.47 | 2,091.40 | 2,165.90 | 0.228 |
| Estocástico k=2 | 2 | 47.43 | 1,347.00 | 1,394.40 | 0.859 |
| Estocástico k=3 | 1 | 26.27 | 1,336.07 | 1,362.34 | 0.624 |
| Estocástico k=4 | 1 | 26.27 | 1,381.30 | 1,407.60 | 0.750 |
| Estocástico k=5 | 2 | 47.43 | 1,352.30 | 1,399.70 | 0.658 |

En la Figura 5-28 se muestra el número total de los perfiles de demanda diarios normalizados a lo largo de un año empleados en este caso de estudio, tomadas de la referencia [58] pero considerando variaciones aleatorias específicas para el nodo 14.

Para cada uno de los nodos de carga, consideran como base las curvas estimadas en la referencia [58] considerando variaciones específicas para cada nodo de carga para diferenciar cada una de las cargas. Se tienen 8760 datos correspondientes a cada una de las horas del año, por lo que se tienen 365 curvas de demanda diarias.

En la Figura 5-29 se observan los perfiles representativos diarios para la diferente selección del número de clústeres desde 2 hasta 5, específicamente para el nodo 14. Se tienen perfiles representativos para cada uno de los nodos de carga del sistema. Se observa que los perfiles del nodo 14 son distintos a los perfiles presentados en la Figura 5-22 pero con ciertas similitudes debido a las variaciones aleatorias que fueron añadidas.

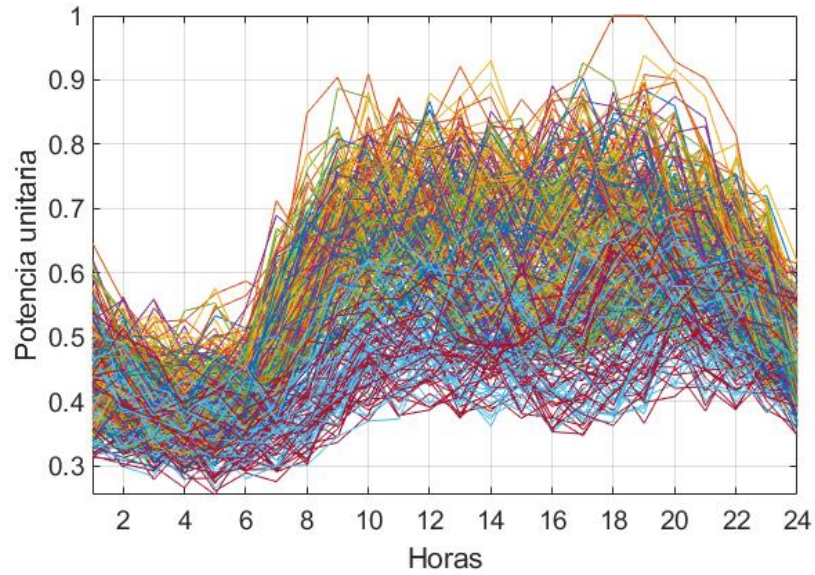


Figura 5-28. Perfiles de demanda horarios normalizados enfoque nodal caso IEEE RTS-24 nodo 14

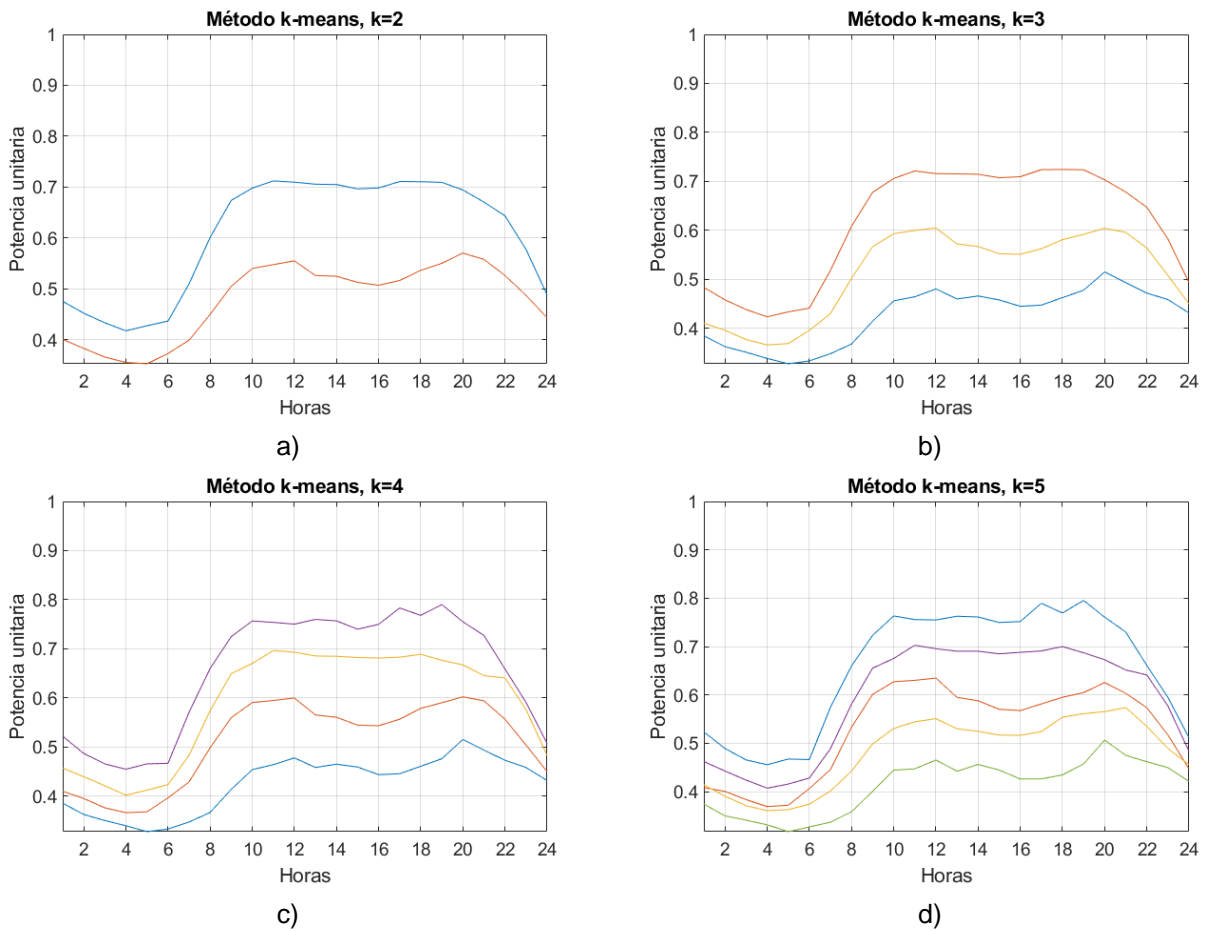


Figura 5-29. Evaluación de perfiles de demanda para enfoque nodal para el caso IEEE RTS-24 nodo 14, a) Para $k=2$, b) Para $k=3$, c) Para $k=4$, d) Para $k=5$ escenarios

En la Figura 5-30 se muestra de manera gráfica la cantidad de líneas a invertir y el costo de inversión considerando diferente cantidad de escenarios considerando el enfoque nodal. Se compara el modelo PET propuesto con el modelo PET clásico determinista, que en la gráfica es representado como si se tomara como un número de clúster igual a 1.

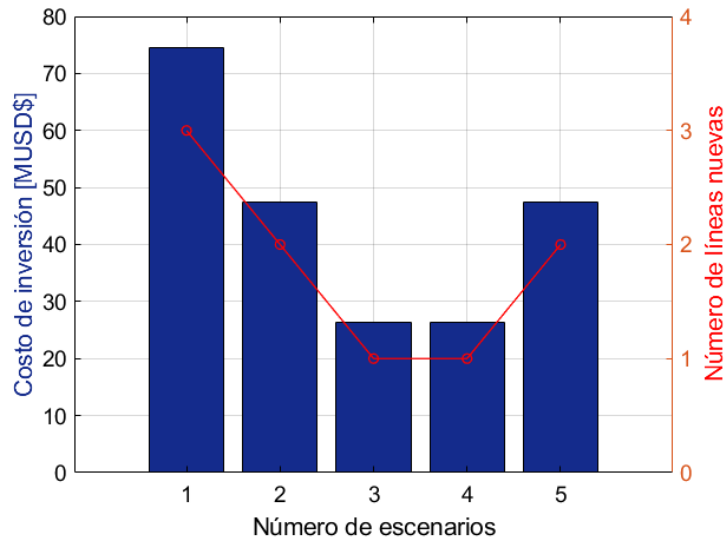


Figura 5-30. Costo de inversión y número de líneas nuevas para cada escenario para enfoque nodal para caso IEEE RTS-24

En la Figura 5-31 se muestra la variación de los costos de operación para cada número de clústeres y considerando el modelo determinista.

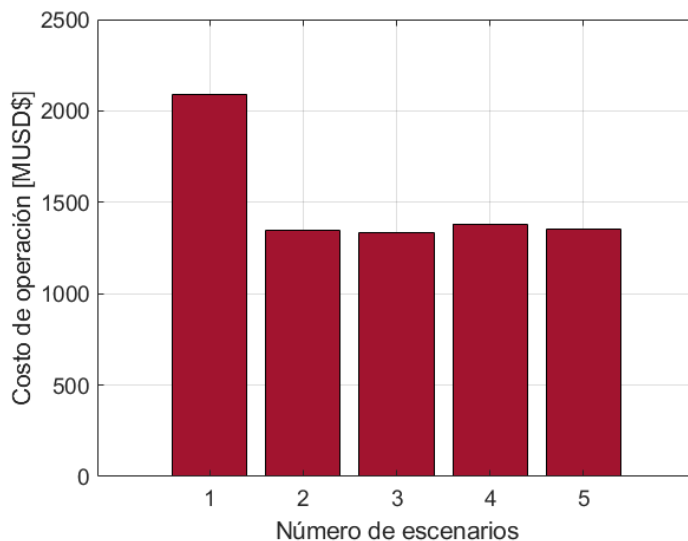


Figura 5-31. Costo de operación para cada escenario para enfoque nodal caso IEEE RTS-24

Con esa misma consideración, en la Figura 5-32 se observa una disminución del costo total de operación del modelo PET propuesto contra el modelo PET considerando desde un número de clústeres igual a 2 hasta 5. Se muestra el costo total compuesto por los costos de inversión y de operación para observar la proporción de estos costos en el costo total.

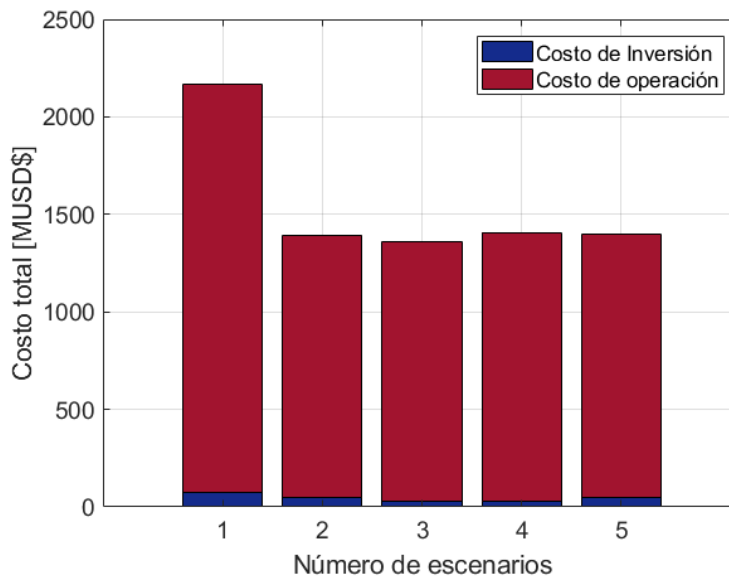


Figura 5-32. Costo total para cada escenario para enfoque nodal caso IEEE RTS-24

En la Figura 5-33 se presenta el diagrama unifilar del sistema de IEEE RTS-24 con las líneas candidatas a invertir en color azul punteadas, cuando se considera el enfoque de la demanda nodal para un número de escenarios igual a 2. Se muestra la construcción de 2 nuevas líneas de las 8 candidatas. Se agrega una línea entre los nodos 15 y 24 y una línea entre los nodos 11 y 14.

En el enfoque nodal se invierte en una línea de transmisión adicional en comparación con el enfoque global. En ambos se invierte en la línea 15-24, pero la línea 11-14 es no es necesaria en el enfoque global.

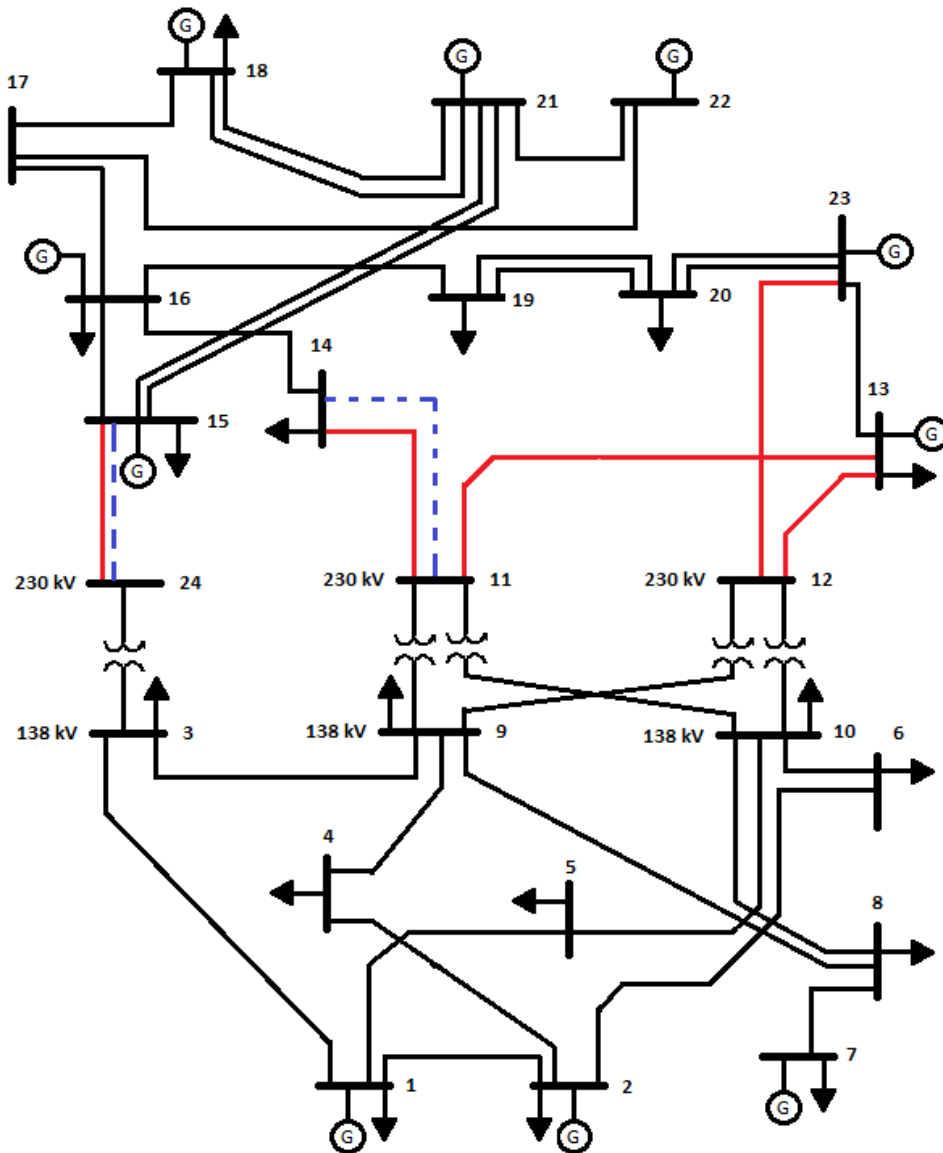


Figura 5-33. Diagrama unifilar sistema IEEE RTS-24 con líneas nuevas para enfoque nodal

5.3.5. Análisis de resultados

En la Tabla 5-15 se realiza la comparación de los flujos de potencia para el enfoque de demanda global y en la Tabla 5-16 la comparación de flujos de potencia para el enfoque de demanda nodal considerando un número de clústeres $k = 2$ en las líneas existentes y en las líneas candidatas en las que se decidió invertir, descartando las demás líneas candidatas.

De la Tabla 5-15, se puede observar que para el Perfil 1 con una probabilidad de $p_1 = 0.5425$ se tiene una configuración de flujos de potencia diferentes a los observados en el Perfil 2 con una probabilidad de $p_2 = 0.4575$. La probabilidad o peso del escenario, además de indicar cual es el escenario de mayor probabilidad de ocurrencia, indica cuál es el escenario que representa la demanda base y cuál la demanda pico, esto es debido a que la demanda base es de mayor probabilidad de ocurrencia por lo que su peso será mayor en comparación al escenario en la que ocurre el escenario pico, generalmente de menor probabilidad de ocurrencia.

Estos valores de probabilidad del enfoque global se obtienen de la misma manera descrita en la Sección 5.2.2 para el caso de Garver, donde este valor es el mismo para cada una de las demandas de los nodos de carga debido a que en el enfoque global todas las cargas presentan el mismo comportamiento.

Al igual que en el caso de Garver, estos escenarios deben ser tomados como representaciones mas no son los casos base o pico reales como anteriormente se ha mencionado, al emplear el algoritmo de K-means, estos casos reales no son considerados, en todo caso son tomados en cuenta en la resolución del modelo de optimización estocástico.

Tabla 5-15. Comparación de flujos de potencia para enfoque global caso IEEE RTS-24

| Clústeres k = 2 | | | | Flujo de potencia [MW] | |
|-------------------|-------------|--------------|----------------|------------------------|----------------------|
| No. Línea | Nodo origen | Nodo destino | Capacidad [MW] | Perfil 1 (pi=0.5425) | Perfil 2 (pi=0.4575) |
| Existentes | | | | | |
| 1 | 1 | 2 | 175 | 19.77 | 7.03 |
| 2 | 1 | 3 | 175 | -52.44 | -57.69 |
| 3 | 1 | 5 | 175 | 11.53 | 7.19 |
| 4 | 2 | 4 | 175 | -5.67 | -9.70 |
| 5 | 2 | 6 | 175 | 12.81 | 12.14 |
| 6 | 3 | 9 | 175 | 34.53 | 21.21 |
| 7 | 3 | 24 | 400 | -226.20 | -255.37 |
| 8 | 4 | 9 | 175 | -62.90 | -82.25 |
| 9 | 5 | 10 | 175 | -43.38 | -62.42 |
| 10 | 6 | 10 | 175 | -92.39 | -121.19 |

| Clústeres k = 2 | | | | Flujo de potencia [MW] | |
|----------------------|-------------|--------------|----------------|------------------------|----------------------|
| No. Línea | Nodo origen | Nodo destino | Capacidad [MW] | Perfil 1 (pi=0.5425) | Perfil 2 (pi=0.4575) |
| 11 | 7 | 8 | 175 | 1.70 | 175.00 |
| 12 | 8 | 9 | 175 | -77.73 | -10.72 |
| 13 | 8 | 10 | 175 | -52.84 | 18.08 |
| 14 | 9 | 11 | 400 | -122.46 | -121.66 |
| 15 | 9 | 12 | 400 | -119.01 | -121.66 |
| 16 | 10 | 11 | 400 | -171.45 | -178.34 |
| 17 | 10 | 12 | 400 | -167.99 | -178.34 |
| 18 | 11 | 13 | 150 | -143.91 | -150.00 |
| 19 | 11 | 14 | 150 | -150.00 | -150.00 |
| 20 | 12 | 13 | 150 | -150.00 | -150.00 |
| 21 | 12 | 23 | 150 | -137.00 | -150.00 |
| 22 | 13 | 23 | 500 | -70.45 | -84.97 |
| 23 | 14 | 16 | 500 | -275.05 | -308.49 |
| 24 | 15 | 16 | 500 | 99.08 | 121.37 |
| 25 | 15 | 21 | 500 | -231.66 | -234.35 |
| 26 | 15 | 21 | 500 | -231.66 | -234.35 |
| 27 | 15 | 24 | 150 | 113.10 | 127.68 |
| 28 | 16 | 17 | 500 | -344.16 | -359.25 |
| 29 | 16 | 19 | 500 | 158.03 | 175.68 |
| 30 | 17 | 18 | 500 | -202.68 | -217.02 |
| 31 | 17 | 22 | 500 | -141.49 | -142.22 |
| 32 | 18 | 21 | 500 | -47.60 | -44.53 |
| 33 | 18 | 21 | 500 | -47.60 | -44.53 |
| 34 | 19 | 20 | 500 | 20.68 | 13.91 |
| 35 | 19 | 20 | 500 | 20.68 | 13.91 |
| 36 | 20 | 23 | 500 | -20.57 | -38.38 |
| 37 | 20 | 23 | 500 | -20.57 | -38.38 |
| 38 | 21 | 22 | 500 | -158.51 | -157.78 |
| Líneas nuevas | | | | | |
| 46 | 15 | 24 | 150 | 113.10 | 127.68 |

Estos valores de probabilidad del enfoque global se obtienen de la misma manera descrita en la Sección 5.2.3 para el caso de Garver, donde este valor diferente para cada una de las demandas de los nodos de carga debido a que en el enfoque

nodal todas las cargas presentan el mismo comportamiento independiente. Sin embargo, para facilitar el empleo del modelo propuesto se utiliza la media aritmética de los valores de probabilidad de los Clúster 1 de cada agrupamiento de datos por nodo, y respectivamente con los valores de los Clúster 2.

En la Tabla 5-16, se puede observar que para el Perfil 1 con una probabilidad de $p_1 = 0.4633$ se tiene una configuración de flujos de potencia diferentes a los observados en el Perfil 2 con una probabilidad de $p_2 = 0.5367$.

Tabla 5-16. Comparación de flujos de potencia para enfoque nodal caso IEEE RTS-24

| Clústeres k = 2 | | | | Flujo de potencia [MW] | |
|-------------------|-------------|--------------|----------------|------------------------|----------------------|
| No. Línea | Nodo origen | Nodo destino | Capacidad [MW] | Perfil 1 (p1=0.4633) | Perfil 2 (p2=0.5367) |
| Existentes | | | | | |
| 1 | 1 | 2 | 175 | 12.91 | 16.26 |
| 2 | 1 | 3 | 175 | -51.69 | -55.28 |
| 3 | 1 | 5 | 175 | -4.91 | 17.65 |
| 4 | 2 | 4 | 175 | -11.73 | -4.25 |
| 5 | 2 | 6 | 175 | 4.08 | 17.67 |
| 6 | 3 | 9 | 175 | 9.26 | 43.59 |
| 7 | 3 | 24 | 400 | -232.96 | -234.44 |
| 8 | 4 | 9 | 175 | -82.05 | -59.57 |
| 9 | 5 | 10 | 175 | -69.58 | -33.24 |
| 10 | 6 | 10 | 175 | -124.32 | -83.67 |
| 11 | 7 | 8 | 175 | 139.22 | -19.09 |
| 12 | 8 | 9 | 175 | -22.58 | -89.74 |
| 13 | 8 | 10 | 175 | -2.86 | -59.18 |
| 14 | 9 | 11 | 400 | -131.57 | -129.24 |
| 15 | 9 | 12 | 400 | -130.60 | -107.76 |
| 16 | 10 | 11 | 400 | -170.38 | -189.38 |
| 17 | 10 | 12 | 400 | -169.40 | -167.91 |
| 18 | 11 | 13 | 150 | -148.28 | -92.01 |
| 19 | 11 | 14 | 150 | -76.83 | -113.30 |
| 20 | 12 | 13 | 150 | -150.00 | -129.86 |
| 21 | 12 | 23 | 150 | -150.00 | -145.81 |
| 22 | 13 | 23 | 500 | -84.97 | -91.37 |

| Clústeres k = 2 | | | | Flujo de potencia [MW] | |
|-----------------|-------------|--------------|----------------|------------------------|----------------------|
| No. Línea | Nodo origen | Nodo destino | Capacidad [MW] | Perfil 1 (p1=0.4633) | Perfil 2 (p2=0.5367) |
| 23 | 14 | 16 | 500 | -291.85 | -337.30 |
| 24 | 15 | 16 | 500 | 62.94 | 129.46 |
| 25 | 15 | 21 | 500 | -242.76 | -249.74 |
| 26 | 15 | 21 | 500 | -242.76 | -249.74 |
| 27 | 15 | 24 | 150 | 116.48 | 117.22 |
| 28 | 16 | 17 | 500 | -348.52 | -391.53 |
| 29 | 16 | 19 | 500 | 107.81 | 186.49 |
| 30 | 17 | 18 | 500 | -208.16 | -248.98 |
| 31 | 17 | 22 | 500 | -140.37 | -142.55 |
| 32 | 18 | 21 | 500 | -37.06 | -28.99 |
| 33 | 18 | 21 | 500 | -37.06 | -28.99 |
| 34 | 19 | 20 | 500 | -19.93 | 35.07 |
| 35 | 19 | 20 | 500 | -19.93 | 35.07 |
| 36 | 20 | 23 | 500 | -71.54 | -5.71 |
| 37 | 20 | 23 | 500 | -71.54 | -5.71 |
| 38 | 21 | 22 | 500 | -159.63 | -157.45 |
| Líneas nuevas | | | | | |
| 40 | 11 | 14 | 150 | -76.83 | -113.30 |
| 46 | 15 | 24 | 150 | 116.47 | 117.21 |

En la Figura 5-34 se compara el tiempo de ejecución del código del algoritmo del problema PET considerando la incertidumbre en la demanda global y nodal empleando el software de MATLAB®. El tiempo de ejecución de los programas aumenta con el número de escenarios en ambos enfoques como se observa en la Figura 5-34.

Comparando los tiempos de ejecución para el sistema IEEE RTS-24 el enfoque de demanda global resulta tener un mejor desempeño a partir de un número de clústeres mayor a 2 que el enfoque de demanda nodal, que resulta tener un tiempo de ejecución mayor.

La línea nueva considerando el enfoque global corresponde a la línea 15-24. En cambio, en el enfoque nodal se invierte en la línea 11-14 y 15-24, una línea más en la que se debe invertir.

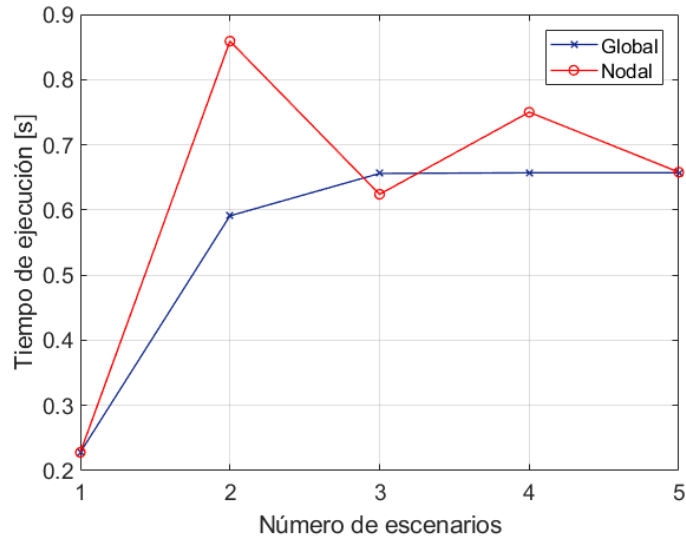


Figura 5-34. Tiempo de ejecución del modelo propuesto para ambos enfoques para caso IEEE RTS-24

En la Tabla 5-17 se comparan los costos de inversión, de operación, total y el tiempo de ejecución para un número de escenarios igual a 2 utilizando el modelo estocástico propuesto junto con los resultados del modelo clásico determinista.

Tabla 5-17. Comparación de resultados de los modelos determinista, estocástico global y nodal del sistema IEEE RTS-24.

| Modelo | No. De líneas | Líneas nuevas | Costo de inversión [\$MM] | Costo de operación [\$MM] | Costo Total [\$MM] | Tiempo de ejecución [s] |
|------------------------|---------------|-------------------------|---------------------------|---------------------------|--------------------|-------------------------|
| Determinista | 3 | 11-13 12-23 15-24 | 74.47 | 2,091.40 | 2,165.90 | 0.228 |
| Estocástico Global k=2 | 1 | 15-24 | 26.27 | 1,434.10 | 1,460.40 | 0.591 |
| Estocástico Nodal k=2 | 2 | 11-14 15-24 | 47.43 | 1,347.00 | 1,394.40 | 0.859 |

De los resultados obtenidos del Escenario 1 y del Escenario 2 para el sistema IEEE RTS-24, se puede analizar lo siguiente:

- ✓ Tomando en cuenta lo descrito en la Sección 5.3.2, se realizó el análisis para un número de clústeres desde $k = 2$ hasta $k = 5$, tanto para el enfoque global como para el enfoque nodal.
- ✓ En la Tabla 5-13 se resume los resultados obtenidos con el modelo PET propuesto empleando el enfoque global, comparándolo con el modelo PET clásico determinista. Se muestra una disminución en el número de líneas a invertir y por tanto en el costo de inversión. Se observa una reducción del costo de operación del sistema, mostrando que, al existir un mayor número de alternativas para el flujo de potencia, mejora el despacho de las unidades generadoras para satisfacer la demanda. Un comportamiento similar ocurre con el enfoque nodal, como se muestra en la Tabla 5-14.
- ✓ Los resultados de flujo de potencia mostrados en la Tabla 5-15 considerando el enfoque global y en la Tabla 5-16 considerando el enfoque nodal, son flujos representativos de cada escenario asociados a una probabilidad de ocurrencia. Sin embargo, estos flujos no son escenarios críticos reales que se pueden presentar en el sistema. Generalmente, al utilizar el algoritmo de K-means, se pierde de vista los casos críticos cuando se presenta la demanda pico o la mínima demanda. A pesar de esta desventaja de desconocer con precisión los casos críticos, dentro de la solución del modelo de optimización estos son contemplados para la inversión de las líneas.
- ✓ En los tiempos de ejecución del modelo PET propuesto en este trabajo aplicado al sistema de IEEE RTS-24, en la Figura 5-34 se observa que son crecientes en ambos enfoques, resultando que el enfoque global presenta mejores tiempos para el rango de escenarios considerados desde 2 hasta 5.
- ✓ En la Tabla 5-17 se muestra un incremento sustancial en el tiempo entre el modelo PET clásico determinista y el modelo PET estocástico propuesto, y un tiempo mayor empleando el enfoque global.
- ✓ En los resultados presentados se muestra una disminución en los costos de inversión, de operación y, por tanto, total empleando el modelo PET propuesto contra el modelo PET determinista.

5.4. Resumen y conclusión

En este capítulo se presentaron los casos de estudio: el sistema Garver de 6 nodos y el sistema IEEE RTS de 24 nodos. En el primer caso de estudio se utilizan los datos históricos del sistema ERCOT de Texas, Estados Unidos del año 2019 por su facilidad y practicidad en la obtención de dichos datos. Este sistema se divide en 8 zonas distintas que fueron utilizadas para simular comportamientos diferentes en cada una de las cargas del sistema. Se resolvió el problema PET propuesto empleando el enfoque global y el enfoque nodal.

En el segundo caso de estudio se utilizan datos estimados que proporciona la referencia [58]; para simular comportamientos distintos en cada nodo de carga fue añadida una variación porcentual aleatoria, de manera que cada nodo presentaba perfiles similares, pero no exactamente iguales. Al igual que el anterior caso, se resolvió el problema PET propuesto empleando el enfoque global y nodal. En la Tabla 5-18 se resumen los datos obtenidos considerando para ambos casos de estudio un número de clústeres $k = 2$:

Tabla 5-18. Resumen de resultados de la resolución de los casos de estudio.

| Casos | Caso Garver 6 nodos | | | Caso IEEE RTS 24 nodos | | |
|------------------------------|-------------------------------------|-------------------------|------------------|-------------------------|----------|----------------|
| | Det. | Global | Nodal | Det. | Global | Nodal |
| Costo inversión [\$MM] | 160 | 110 | 80 | 74.47 | 26.27 | 47.43 |
| Costo operación [\$MM] | 241.4 | 141.78 | 129.74 | 2,091.40 | 1,434.10 | 1,347.00 |
| Costo total [\$MM] | 401.4 | 251.78 | 209.74 | 2,165.90 | 1,460.40 | 1,394.40 |
| No. Líneas candidatas | 19 | 19 | 19 | 8 | 8 | 8 |
| No. Líneas para construcción | 6 | 4 | 3 | 3 | 1 | 2 |
| Ubicación | 2 x (2-6) 2 x (3-5) 2 x (4-6) | 2 x (2-6) 3-5 4-6 | 2 x (2-6) 3-5 | 11-13 12-23 15-24 | 15-24 | 11-14 15-24 |
| Tiempo de ejecución [s] | 1.183 | 1.917 | 0.768 | 0.228 | 0.591 | 0.859 |

Capítulo 6 Conclusiones y trabajos futuros

6.1. Conclusiones y aportaciones

En la presente tesis se ha propuesto una metodología de resolución para el problema de Planificación de la Expansión de la Transmisión (PET) considerando el comportamiento incierto de la demanda bajo dos enfoques de utilización de los datos, definidos como global y nodal. En el primero se considera la demanda total de todas las cargas existentes en el sistema eléctrico. En el segundo se toma en cuenta el comportamiento de la demanda para cada una de las cargas de forma individual.

Para la resolución del modelo PET con incertidumbre en la demanda fue necesaria la utilización de la técnica de Programación Estocástica, la cual considera el uso de escenarios, que en este trabajo son proporcionados por el algoritmo de partición de datos K-means. De los resultados obtenidos de los casos de estudio, se observa un claro aumento en el tiempo de ejecución al aumentar el número de escenarios que son representados por el número de clústeres del algoritmo K-means. El uso de todos los datos supondría un tiempo alto de ejecución y el uso de mayores recursos de cómputo.

Al emplearse el algoritmo K-means, se ha encontrado que es práctico, rápido y efectivo en el agrupamiento de los datos de demanda para formar perfiles de demanda representativos con los valores de centroides obtenidos. Una de las desventajas encontradas es la alta sensibilidad del algoritmo a datos inconsistentes con respecto al conjunto de datos restante, por lo que es necesario tratar dichos datos antes de aplicar el algoritmo.

Con respecto a los costos, en la presente tesis se encontró de manera general para ambos casos de estudio que, al considerar la incertidumbre de la demanda, disminuye los costos de inversión, los costos de operación y por ende los costos totales del sistema eléctrico debido a que no se consideran las demandas pico para todas las cargas al mismo tiempo, que es muy poco probable que ocurra en la realidad, como lo hace el modelo PET clásico determinista. En cambio, el modelo PET propuesto establece una configuración de las cargas más cercano a la realidad.

Para el caso Garver de 6 nodos, considerando un incremento de la demanda total del 10% para el enfoque global y presentando el mismo incremento para dos nodos en el enfoque nodal, este último enfoque proporciona los mejores costos de inversión y de operación. En contraste, en el caso de IEEE RTS-24 nodos, considerando un incremento del 20% en la zona de 138 kV para ambos enfoques propuestos, el enfoque global proporciona mejores costos de inversión y operación.

Comparando los enfoques definidos en este trabajo, cada uno de ellos proporciona mejores costos de inversión y de operación dependiendo de la configuración del sistema eléctrico y de las consideraciones de crecimiento de la demanda.

Del procedimiento de la obtención de datos, se ha encontrado que el enfoque global presenta una ventaja sobre el enfoque nodal; es más práctico y rápido obtener la demanda total de un sistema eléctrico que obtener los datos de demanda de cada una de las cargas. Por ejemplo, para el caso de IEEE RTS-24 ha resultado más práctico manejar 8,760 datos en el enfoque global que 148,920 datos para el enfoque nodal para los 17 nodos de carga existentes.

Desde el punto de vista de análisis del sistema, se ha descubierto que el enfoque nodal presenta ventaja sobre el enfoque global, porque al utilizar el comportamiento de la demanda de cada una de las cargas, se obtiene una mejor proyección de crecimiento de la demanda y por tanto planes de expansión más acordes a la realidad. Por ejemplo, para el caso de Garver al considerar el incremento de 10% en únicamente dos nodos de carga en el enfoque nodal en comparación con un incremento generalizado del mismo porcentaje en el enfoque global, es necesario invertir una línea más en este último enfoque, por lo que al considerar las demandas nodales no es necesaria la inversión en una línea de transmisión adicional.

En este trabajo se ha encontrado que el método matemático Coeficiente de Silueta utilizado para la selección del número de clústeres para el algoritmo de K-means se comprueba visualmente al observar las gráficas de los perfiles de demanda de los datos del sistema ERCOT y los datos estimados para el caso IEEE RTS-24, en los que

coincide en forma con los perfiles obtenidos del algoritmo K-means. Este método puede utilizarse como un apoyo en la selección en el número de clústeres.

Como aporte al estudio del problema PET, el modelo propuesto es una herramienta útil que puede ser utilizada en las etapas iniciales de la planificación de la red. Existe poca literatura existente que trata únicamente del comportamiento incierto de la demanda y que estudie los efectos de considerar demandas globales o nodales.

Puede emplearse el enfoque de demanda global para conocer los efectos del crecimiento de la demanda anual total para la planificación de generación futura. El enfoque de demanda nodal puede utilizarse para conocer el efecto que tendrá en la planificación el incremento, disminución o retiro de un centro de carga o unidad de generación específica. Concretamente, puede observarse un comportamiento más cercano a la realidad en los flujos de potencia y observar mejores alternativas para proponer líneas de transmisión candidatas.

Los resultados de este modelo deben tomarse como resultados previos que servirán como base para realizar estudios posteriores que confirmen o descarten el plan de expansión propuesto. Estos estudios contemplan Flujos de Potencia Óptimos en Corriente Alterna (FPO-CA) donde se integre el comportamiento reactivo de los elementos de la red, estudios de cortocircuito y coordinación de protecciones, y finalmente, estudios de estabilidad que determinen la confiabilidad de la red con el plan óptimo propuesto.

6.2. Trabajos futuros

Para trabajos futuros, con base en el modelo presentado, se proponen los siguientes:

- ✓ Integración de la incertidumbre de fuentes de generación renovable, como eólica y/o solar.
- ✓ Transformación del modelo para pasar de un horizonte de planificación estático a dinámico.
- ✓ Integración de índices de confiabilidad como la pérdida de carga esperada (LOLE), el costo de pérdida de carga (LOLC) y la Energía Esperada no Suministrada (EENS).

Referencias

- [1] A. Gómez-Expósito, A. J. Conejo y C. A. Cañizares, *Electric Energy Systems Analysis and Operation*, Nueva York, USA: CRC Press Taylor & Francis Group, 2018.
- [2] P. Villaca Gomes y J. Tomé Saraiva, «State-of-the-art of transmission expansion planning: A survey from restructuring to renewable and distributed electricity markets,» *Electrical Power and Energy Systems*, nº 111, pp. 411-424, 2019.
- [3] R. Hemmati, R. A. Hooshmand y A. Khodabakhshian, «State-of-the-art of transmission expansion planning: Comprehensive review,» *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 23, pp. 312-319, 2013.
- [4] S. Lumbreras y A. Ramos, «The new challenges to transmission expansion planning. Survey of recent practice and literature review,» *Electric Power Systems Research*, vol. 134, pp. 19-29, 2016.
- [5] Diario Oficial de la Federación (DOF), «Manual General de Organización del CENACE,» 25 septiembre 2018. [En línea]. Available: https://www.cenace.gob.mx/Docs/Transparencia/Inf_Adm_Fin/Manual%20de%20Organizaci%C3%B3n%20General%20del%20CENACE.pdf.
- [6] L. E. De Oliveira, P. V. Gomes y J. P. T. Saraiva, «Transmission Expansion Planning-A broad comparison between static and dynamic approaches,» de *International Conference on the European Energy Market, EEM*, 2019.
- [7] D. Liu y H. Cheng, «Coupled stochastic and robust transmission expansion planning,» de *2017 IEEE Power & Energy Society General Meeting*, 2017.
- [8] S. D. Saldarriaga-Zuluaga, J. M. Lopez-Lezama y N. M. Galeano, «Planeamiento de la expansión integrada generación-transmisión: una revisión del estado del arte,» *TecnoLógicas*, vol. 19, nº 37, p. 79, 2016.

- [9] M. Mahdavi, C. Sabillon Antunez, M. Ajalli y R. Romero, «Transmission Expansion Planning: Literature Review and Classification,» *IEEE Systems Journal*, vol. 13, nº 3, pp. 3129-3140, 2019.
- [10] L. L. Garver, «Transmission Network Estimation Using Linear Programming,» *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 89, nº 7, pp. 1688-1696, 1970.
- [11] A. J. Conejo, L. Baringo, S. J. Kazempour y A. S. Siddiqui, *Investment in Electricity Generation and Transmission: Decision Making under uncertainty*, Switzerland: Springer, 2016.
- [12] L. F. Fuerte-Ledezma, G. Gutierrez-Alcaraz y M. S. Javadi, «Static Transmission Expansion Planning Considering Uncertainty in Demand Using BPSO,» de *45th North American Power Symposium, NAPS 2013*, 2013.
- [13] Z. Wu, P. L. Zeng, X. P. Zhang, H. Fu y Q. Dai, «Two-stage stochastic dual dynamic programming for transmission expansion planning with significant renewable generation,» *IET Conference Publications*, 2015.
- [14] X. Zhang y A. J. Conejo, «Candidate line selection for transmission expansion planning considering long- and short-term uncertainty,» *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, vol. 100, pp. 320-330, 2018.
- [15] Z. M. Al-Hamouz y A. S. Al-Faraj, «Transmission-expansion planning based on a non-linear programming algorithm,» *Applied Energy*, vol. 76, nº 1-3, pp. 169-177, 2003.
- [16] L. Bahiense, G. C. Oliveira, M. Pereira y S. Granville, «A mixed integer disjunctive model for transmission network expansion,» *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 16, nº 3, pp. 560-565, 2001.
- [17] M. Qorbani y T. Amraee, «Long term transmission expansion planning to improve power system resilience against cascading outages,» *Electric Power Systems Research*, nº 106972, 2021.
- [18] S. Alaei, R.-A. Hooshmand y R. Hemmati, «Stochastic transmission expansion

- planning incorporating reliability solved using SFLA meta-heuristic optimization technique,» *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, vol. 2, nº 2, pp. 79-86, 2016.
- [19] S. Das, A. Verma y P. R. Bijwe, «Heuristics for efficient transmission network expansion planning with load uncertainties,» *IEEE Power and Energy Society General Meeting*, pp. 1-5, 2018.
- [20] E. Mortaz y J. Valenzuela, «Evaluating the impact of renewable generation on transmission expansion planning,» *Electric Power Systems Research*, vol. 169, pp. 35-44, 2019.
- [21] S. Lumbreras, A. Ramos y F. Banez-Chicharro, «Optimal transmission network expansion planning in real-sized power systems with high renewable penetration,» *Electric Power Systems Research*, vol. 149, pp. 76-88, 2017.
- [22] G. Becerik y E. Karatepe, «Stochastic chance constrained transmission expansion decisions for different investment budgets,» *Proceedings - 2018 6th International Istanbul Smart Grids and Cities Congress and Fair, ICSG 2018*, pp. 76-80, 2018.
- [23] C. Ruiz y A. J. Conejo, «Robust transmission expansion planning,» *European Journal of Operational Research*, vol. 242, nº 2, pp. 390-401, 2015.
- [24] P. F. Freitas, L. H. Macedo y R. Romero, «A strategy for transmission network expansion planning considering multiple generation scenarios,» *Electric Power Systems Research*, vol. 172, pp. 22-31, 2019.
- [25] Z. Zhuo, E. Du, N. Zhang, C. Kang, Q. Xia y Z. Wang, «Incorporating Massive Scenarios in Transmission Expansion Planning With High Renewable Energy Penetration,» *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 35, nº 2, pp. 1061-1074, 2020.
- [26] C. Rathore y R. Roy, «Load uncertainty based transmission network expansion planning,» *2013 3rd International Conference on Electric Power and Energy Conversion Systems, EPECS 2013*, pp. 1-5, 2013.
- [27] C. Rathore y R. Roy, «Impact of wind uncertainty, plug-in-electric vehicles and

- demand response program on transmission network expansion planning,» *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, vol. 75, pp. 59-73, 2016.
- [28] L. P. Garcés, A. J. Conejo, R. García-Bertrand y R. Romero, «A bilevel Approach to Transmission Expansion Planning Within a Market Environment,» *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 24, nº 3, pp. 15313-1522, 2009.
- [29] A. F. Zobaa y S. H. Abdel Aleem, *Uncertainties in Modern Power Systems*, Londres, Reino Unido: Academic Press, Elsevier, 2020.
- [30] I. De J. Silva, M. Rider, R. Romero y C. Murari, «Transmission Network Expansion Planning Considering Uncertainty in Demand,» *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 21, nº 4, pp. 1565-1573, 2006.
- [31] R. Jabr, «Robust Transmission Network Expansion Planning With Uncertain Renewable Generation and Loads,» *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 28, nº 4, pp. 4558-4567, 2013.
- [32] R. Sioshansi y A. J. Conejo, *Optimization in Engineering: Models and Algorithms*, Springer International Publishing AG, 2017.
- [33] C. A. Sima, «Stochastic Programming Approach for TEP Optimization Considering RES Integration in Electricity Market,» *Proceedings of 8th International Conference on Energy and Environment: Energy Saved Today is Asset for Future, CIEM 2017*, pp. 485-489, 2017.
- [34] X. Zhang y A. J. Conejo, «Robust Transmission Expansion Planning Representing Long- and Short-Term Uncertainty,» *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 33, nº 2, pp. 1329-1338, 2018.
- [35] C. Roldan, R. Minguez, R. Garcia-Bertrand y J. M. Arroyo, «Robust Transmission Network Expansion Planning Under Correlated Uncertainty,» *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 34, nº 3, pp. 2071-2082, 2019.
- [36] R. Minguez, R. Garcia-Bertrand, J. M. Arroyo y N. Alguacil, «On the Solution of Large-Scale Robust Transmission Network Expansion Planning under Uncertain

- Demand and Generation Capacity,» *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 33, nº 2, pp. 1242-1251, 2018.
- [37] M. Sun, F. Teng, I. Konstantelos y G. Strbac, «An objective-based scenario selection method for transmission network expansion planning with multivariate stochasticity in load and renewable energy sources,» *Energy*, vol. 145, pp. 871-885, 2018.
- [38] M. Sun, I. Konstantelos y G. Strbac, «Transmission network expansion planning with stochastic multivariate load and wind modeling,» de *2016 International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems, PMAPS 2016 - Proceedings*, 2016.
- [39] C. Roldán, R. García-Bertrand y R. Mínguez, «Robust transmission expansion planning with uncertain generations and loads using full probabilistic information,» *Electric Power Systems Research*, vol. 189, nº 106793, 2020.
- [40] S. Dehghan, N. Amjady y A. J. Conejo, «Adaptive Robust Transmission Expansion Planning Using Linear Decision Rules,» *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 32, nº 5, pp. 4024-4034, 2017.
- [41] R. Mínguez y R. García-Bertrand, «Robust transmission network expansion planning in energy systems: Improving computational performance,» *European Journal of Operational Research*, vol. 248, nº 1, pp. 21-32, 2016.
- [42] A. Ramos, A. Alonso-Ayuso y G. Pérez, Optimización bajo incertidumbre, Madrid, España: Comillas, Universidad Pontificia IC AE-ICA DE, 2011.
- [43] H. Jiang, E. Du, M. Miao y N. Zhang, «Stochastic Transmission Expansion Planning Considering the Transmission Overload Risk,» *IEEE Power and Energy Society General Meeting*, pp. 1-5, 2019.
- [44] C. A. Correa Florez, G. A. Marulanda Garcia y A. Sanchez Salcedo, «Expansion of Transmission Networks Considering Large Wind Power Penetration and Demand Uncertainty,» *IEEE Latin America Transactions*, vol. 14, nº 3, pp. 1235-1244, 2016.

- [45] C. Lin, C. Fang, Y. Chen, S. Liu y Z. Bie, «Scenario generation and reduction methods for power flow examination of transmission expansion planning,» *2017 IEEE 7th International Conference on Power and Energy Systems, ICPES 2017*, pp. 90-95, 2017.
- [46] A. Rajabi, M. Eskandari, M. J. Ghadi, L. Li, J. Zhang y P. Siano, «A comparative study of clustering techniques for electrical load pattern segmentation,» *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 120, 2020.
- [47] M. G. Omran, A. P. Engelbrecht y A. Salman, «An overview of clustering methods,» *Intelligent Data Analysis*, vol. 11, nº 6, pp. 583-605, 2007.
- [48] M. Kantardzic, *Data mining: Concepts, Models, Methods, and Algorithms*, New Jersey, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2020.
- [49] R. Green, I. Staffell y N. Vasilakos, «Divide and Conquer? k-means clustering of demand data allows rapid and accurate simulations of the British Electricity System,» *IEEE TRANSACTIONS ON ENGINEERING MANAGEMENT*, vol. 61, nº 2, pp. 251-260, 2014.
- [50] J. Wu, *Advances in K-means clustering: A data mining thinking*, Berlin: Springer Heidelberg, 2012.
- [51] D. Arthur y S. Vassilvitskii, «k-means++: The Advantages of careful seeding,» *SODA 07: Proceedings of the Eighteenth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms*, pp. 1027-1035, 2007.
- [52] R. S. King, *Cluster analysis and Data mining: An introduction*, Mercury Learning and Information LLC, 2015.
- [53] W. D. Stevenson, *Análisis de Sistemas Eléctricos de Potencia, Segunda en español ed.*, McGraw-Hill México, S.A. de C.V., 1979.
- [54] H. Zhang, «Transmission Expansion Planning for Large Power Systems,» ARIZONA STATE UNIVERSITY, Arizona, USA, 2013.
- [55] N. Alguacil, A. L. Motto y A. J. Conejo, «Transmission expansion planning: A

- mixed-integer LP approach,» *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 18, nº 3, pp. 1070-1077, 2003.
- [56] J. R. Birge y F. Louveaux, *Introduction to Stochastic Programming*, Nueva York, USA: Springer, 2011.
- [57] ERCOT, «Load,» 2021. [En línea]. Available: <http://www.ercot.com/gridinfo/load>. [Último acceso: diciembre 2020].
- [58] Subcommittee, Probability, «IEEE Reliability Test System,» *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vols. %1 de %2PAS-98, nº 6, pp. 2047-2054, 1979.
- [59] The MathWorks, Inc., *MATLAB*, R2017b ed., Matworks.
- [60] P. J. Rousseeuw, «Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis,» *Journal of Computational and Applied Mathematics*, vol. 20, pp. 53-65, 1987.
- [61] Aprende IA, «Seleccionar el número adecuado de clústeres,» [En línea]. Available: <https://aprendeia.com/seleccionar-el-numero-adecuado-de-clusteres/>. [Último acceso: diciembre 2020].