



UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA

Modelo basado en agentes para incluir el proceso de adaptación de los generadores en subastas dinámicas para contratos de largo plazo en el sector eléctrico

Henry Camilo Torres Valderrama

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ingeniería, Departamento de Eléctrica y Electrónica, Doctorado en Ingeniería
Eléctrica
Bogotá, Colombia
2019

Modelo basado en agentes para incluir el proceso de adaptación de los generadores en subastas dinámicas para contratos de largo plazo en el sector eléctrico

Henry Camilo Torres Valderrama

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

Director:
Ph.D. Luis Eduardo Gallego

Línea de Investigación:
Mercados de Energía Eléctrica
Grupo de Investigación:
Programa de Adquisición y Análisis de Señales

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ingeniería, Departamento de Eléctrica y Electrónica
Bogotá, Colombia
2019

Dedicatoria

Para mi madre,

“Ya no habrá necesidad,
pero queda el sentimiento.
A veces me demoraba,
madre y tu me regañabas:
¡que cogiera fundamento!
Pero es que por el camino,
me elevaba el pensamiento
soñando ser un cantante
y algún día cantarte un verso”

Walter Silva
 (“El chino de los mandados”)

Agradecimientos

En primer lugar, quiero agradecer a mi director de tesis, Luis Eduardo Gallego, porque este trabajo es el resultado de las enseñanzas que me ha sabido compartir durante todo mi recorrido por la Universidad, desde mi primer día de clases y hasta la última corrección de este documento.

También agradezco a Alexandre Street, profesor de la *Pontifical Catholic University of Rio de Janeiro (PUC-Rio)* (Brasil) y director de investigación del grupo de energía del “*Laboratory of Applied Mathematical Programming and Statistics (LAMPS)*”, por acogerme durante mi pasantía académica. Su orientación fue clave para el entendimiento del problema y, en general, para el desarrollo de esta tesis doctoral.

Agradezco a todos mis compañeros del grupo de investigación “Programa de Adquisición y Análisis de Señales (PAAS-UN)”, especialmente al profesor Andrés Pavas, porque los consejos y el constante apoyo que recibí de su parte a lo largo de mis estudios doctorales, fueron fundamentales para resolver los problemas que encontré en el camino.

A mis padres, Fabio y Marina, mis hermanos, Juan Manuel y Fabián, y en especial a mi compañera de vida, Viviana León, porque su compañía, comprensión y apoyo fueron indispensables para acabar la tesis antes de que la tesis acabara conmigo.

Por último agradezco a Colciencias por la financiación de mis estudios doctorales.

Resumen

Los mercados de capacidad, también conocidos como mercados de energía firme, han ganado relevancia en el sector eléctrico como alternativa para asegurar el suministro energético a largo plazo. En estos mercados, es común el uso de subastas de reloj descendente como mecanismo de asignación ya que permiten que los participantes adapten su oferta en función de la información que se revela. Esta característica es particularmente importante en este tipo de mercados en los que se negocian productos de largo plazo entre agentes que se caracterizan por su aversión al riesgo. Esta tesis doctoral tiene por objetivo analizar el proceso de adaptación de los generadores que participan en este tipo de subastas, teniendo en cuenta dos aspectos fundamentales: la información disponible durante la subasta y el tipo de producto que se negocia. Con este propósito, se desarrolló un modelo basado en agentes con una metodología de aprendizaje por refuerzo conocida como Q-learning, que luego fue implementado en un software de simulación. A partir de este modelo, se analizaron una serie de casos que permitieron establecer que los agentes pueden aprovechar la información que se revela durante la subasta para mejorar la estimación sobre el valor del producto subastado, pero también para establecer comportamientos estratégicos que les permitan aumentar su beneficio. Los resultados evidencian que, en los mercados eléctricos, el proceso de adaptación está más relacionado con el comportamiento estratégico que con la mejora en la estimación. Aunque esto aplica en general para todos los productos analizados, los productos que implican mayor incertidumbre son los que mejor evidencian esta conclusión. Estos hallazgos, constituyen un aporte al conocimiento sobre subastas dinámicas, y son útiles en el diseño de mercados y definición de mecanismos de asignación, especialmente en el sector eléctrico.

Palabras clave: Modelos basados en agentes, aprendizaje por refuerzo, Q-learning, mercados de energía, mercados de capacidad, aseguramiento energético, subasta de reloj descendente.

Abstract

The capacity markets have arisen in the electric sector to guarantee the supply availability in the long-term. This kind of markets usually employ a Descending Clock Auction (DCA) as allocation mechanism due to the bidders can adjust their offers during the auction. This adjustment is particularly important in capacity markets since long-term products are traded among risk-averse agents. This doctoral thesis aims to assess the bidder's adaptation process during a DCA regarding disclosed information and different kinds of traded products. An agent-based model (ABM) with a reinforcement learning method known as Q-learning was developed and implemented on a simulation software to fulfill such an objective. Several cases were simulated, and their results suggest that bidders can take advantage from the disclosed information during the auction to improve their estimation of product value but also to bid strategically in order to increase their reward. The model's outcomes

also suggest that adaptation process of generators who participate in capacity auction is more related to bid strategically than to the estimation of product value; this fact decreases both efficiency and optimality of an auction. These adaptation effects over auction outcomes are greater when reliability options are traded. These findings contribute to market design in the electricity sector.

Keywords: Agent-based model, reinforcement learning, Q-learning, electricity markets, capacity markets, supply adequacy, descending clock auction

Contenido

| | |
|--|-------------|
| Agradecimientos | VII |
| Resumen | IX |
| Tabla de contenido | XI |
| Lista de figuras | XV |
| Lista de tablas | XVII |
| 1. Descripción del Problema | 1 |
| 1.1. Mercados de Capacidad y Energía Firme | 2 |
| 1.1.1. El Problema del Aseguramiento Energético | 2 |
| 1.1.2. Características de Mercados de Capacidad | 5 |
| 1.1.3. Modelado de los Mercados de Capacidad | 10 |
| 1.2. Planteamiento del problema | 12 |
| 1.2.1. Formulación | 12 |
| 1.2.2. Objetivos | 21 |
| 1.3. Metodología | 21 |
| 1.3.1. Proceso CoSMoS | 23 |
| 1.3.2. Aprendizaje por Refuerzo: Q-learning | 24 |
| 1.3.3. Estructura de las Simulaciones: Experimentos, Casos y Escenarios . . | 27 |
| 1.3.4. Estructura del Documento | 29 |
| 2. Modelamiento de la Adaptación Estratégica en Subastas de Reloj Descendente | 30 |
| 2.1. Descripción del Modelo | 31 |
| 2.1.1. Estados Sin Información de Retiro de Ofertas | 32 |
| 2.1.2. Estados Con Información Sobre Retiro de Ofertas | 33 |
| 2.2. Validación del Modelo | 38 |
| 2.2.1. Caso Base | 39 |
| 2.2.2. Consideraciones sobre Convergencia y Consistencia de los Resultados | 41 |
| 2.3. Efectos de Algunas Variables sobre la Adaptación de la Oferta | 45 |
| 2.3.1. Caso 1: Segmentación de las Ofertas | 45 |
| 2.3.2. Caso 2: Incertidumbre en la Demanda | 49 |
| 2.3.3. Caso 3: Efecto de la Variación de Regla de Cierre | 51 |

| | |
|--|------------|
| 2.3.4. Caso 4: Comportamiento no Estratégico de Competidores | 53 |
| 2.4. Impacto de la Información Revelada | 54 |
| 2.4.1. Casos a Simular | 56 |
| 2.4.2. Indicadores para la Evaluación de Resultados | 57 |
| 2.4.3. Calibración del Modelo | 59 |
| 2.4.4. Discusión de los Resultados | 61 |
| 2.5. Conclusiones del Capítulo | 67 |
| 3. Efecto del Diseño del Producto en la Adaptación | 70 |
| 3.1. Descripción del Modelo | 71 |
| 3.1.1. Definición de Productos | 71 |
| 3.1.2. Modelo del Mercado Spot: <i>Strategic Production-Cost Model</i> | 72 |
| 3.2. Descripción del Experimento | 74 |
| 3.2.1. Casos a Simular | 74 |
| 3.2.2. Calibración de Escenarios y Convergencia del Modelo | 76 |
| 3.2.3. Indicadores de Desempeño | 79 |
| 3.2.4. Estructura del Experimento | 80 |
| 3.3. Resultados | 82 |
| 3.3.1. Efecto de la Incertidumbre del <i>Reward</i> | 84 |
| 3.3.2. Efecto de la Información | 86 |
| 3.3.3. Diferencias entre Escenarios de Mercado Spot | 89 |
| 3.4. Conclusiones del Capítulo | 91 |
| 4. ABM para el Análisis de la Adaptación en Subastas de Energía Firme | 93 |
| 4.1. Metodología de Aplicación del ABM | 94 |
| 4.1.1. Parámetros Estructurales | 95 |
| 4.1.2. Agentes de Mercado | 96 |
| 4.1.3. Escenarios de Simulación | 97 |
| 4.1.4. Calibración de la Base de Datos | 99 |
| 4.2. Ejemplo de Aplicación ABM | 100 |
| 4.2.1. Subasta de Cargo por Confiabilidad | 100 |
| 4.2.2. Base de Datos para Simulación | 103 |
| 4.2.3. Casos de Análisis | 115 |
| 4.3. Conclusiones | 122 |
| 5. Conclusiones | 125 |
| 5.1. Aportes Metodológicos | 126 |
| 5.2. Aportes al Conocimiento sobre Subastas Dinámicas | 128 |
| 5.3. Trabajos Futuros | 131 |
| A. Resultados del Experimento Adaptación con Información | 133 |

| | |
|--|------------|
| B. Datos del Experimento sobre el Efecto del Producto en la Adaptación de la Oferta | 137 |
| C. Datos sobre el Experimento de Aplicación al Mercado de Confiabilidad | 139 |
| Bibliografía | 144 |

Lista de Figuras

| | |
|---|----|
| 1-1. Efecto “Missing Money” producido por los precios techo de los mercados spot | 3 |
| 1-2. Efecto “Missing Money” producido por los márgenes de reserva fijados políticamente. | 4 |
| 1-3. Clasificación de las implementaciones de esquemas de aseguramiento energético | 8 |
| 1-4. Funciones q_1 , q_2 , Q_T y D del ejemplo 1 | 15 |
| 2-1. Caso Base: Resultados esperados | 40 |
| 2-2. Caso Base: Convergencia de variables de salida | 42 |
| 2-3. Caso Base: Convergencia y consistencia vs. número de episodios | 43 |
| 2-4. Caso Base: Consistencia de los resultados vs. $\varepsilon - greedy$ | 44 |
| 2-5. Histograma del precio de cierre de las 30 simulaciones del experimento sobre incertidumbre de la demanda | 49 |
| 2-6. Histogramas de las 30 simulaciones del experimento sobre regla de cierre con ajuste | 52 |
| 2-7. Precio estimado de cierre estimado (\hat{P}) para el ejemplo 9 | 58 |
| 2-8. Diagrama de caja de los valores de la variable “Cantidad total retirada”(QR) para casos 11 y 12 | 60 |
| 2-9. Histograma del indicador r^* , evaluado en las 100 episodios de las 30 simulaciones del escenario $\frac{M}{Q} = -60$, $\sigma_{\hat{M}} = 20$ del caso 9 | 61 |
| 2-10. Resultados generales de las simulaciones para los 9 casos simulados | 62 |
| 2-11. Sensibilidad del reward del agente adaptativo (r^*) para cada caso | 63 |
| 2-12. Sensibilidad del Indicador de optimalidad O_{pc} para cada caso | 64 |
| 2-13. Estrategias de oferta dependiendo del nivel de riesgo percibida por el agente adaptativo | 66 |
| 3-1. Curva de duración de carga del mercado spot | 74 |
| 3-2. Ejemplo de determinación de oferta sincera | 77 |
| 3-3. Etapas del experimento que se propone en este capítulo | 81 |
| 3-4. Estructura de las simulaciones del mercado de energía (mercado spot) | 81 |
| 3-5. Estructura de simulaciones de la subasta de energía firme | 81 |
| 3-6. Diagrama de flujo de cada simulación de la subasta de energía firme | 82 |
| 3-7. Resultados generales del experimento para comparar el desempeño de la subasta con distintos productos | 83 |
| 3-8. Efecto de la incertidumbre sobre los resultados de la subasta | 85 |

| | |
|--|-----|
| 3-9. Efecto de la información sobre los resultados de la subasta | 87 |
| 3-10. Efecto de la información sobre los resultados de la subasta | 88 |
| 4-1. Metodología para la construcción de base de datos del mercado de energía | 94 |
| 4-2. Función de demanda de la subasta de cargo por confiabilidad | 102 |
| 4-3. Evolución histórica del número de participantes en la subasta de cargo por confiabilidad | 102 |
| 4-4. Evolución histórica de la participación de diferentes tecnologías en la subasta de cargo por confiabilidad | 103 |
| 4-5. Participación en el mercado de energía de los 4 principales generadores | 105 |
| 4-6. Histograma de precios de la bolsa de energía | 106 |
| 4-7. Generación por tipo de tecnología | 106 |
| 4-8. Generación vs. aportes hidrológicos según regulación del embalse | 107 |
| 4-9. Ejemplo de series históricas de la disponibilidad de generación | 108 |
| 4-10. Función de demanda de la subasta a simular | 110 |
| 4-11. Relación entre Obligaciones de energía firme y disponibilidad para el mercado spot | 111 |
| 4-12. Comparación precio de bolsa y SPCM | 112 |
| 4-13. Ofertas sinceras estimadas por tecnología para subasta de OEF | 114 |
| 4-14. Resultados esperados del caso 20 | 116 |
| 4-15. Histograma de los precios de cierre de las simulaciones del caso 20 | 117 |
| 4-16. Resultados detallados de una simulación del caso 20 | 118 |
| 4-17. Resultados esperados del caso 21 | 119 |
| 4-18. Histograma de los precios de cierre de las simulaciones del caso 21 | 119 |
| 4-19. Resultados detallados de una simulación con precio de cierre 60 $$/kWh$ del caso 21 | 121 |
| 4-20. Histograma de los precios de cierre de las simulaciones del caso 22 y 23 | 122 |
| A-1. Histograma de indicadores de casos sin información | 134 |
| A-2. Histograma de indicadores de casos con información sobre precios de retiro | 135 |
| A-3. Histograma de indicadores de casos con información sobre cantidad retirada | 136 |
| C-1. Promedio de las series usadas para las disponibilidades de plantas con generación variable | 143 |

Lista de Tablas

| | |
|---|-----|
| 1-1. Inventario de experimentos y casos del documento | 28 |
| 2-1. Definición de estados para experimentos sin información revelada | 33 |
| 2-2. Definición de estados para experimentos con información revelada sobre precios de retiro | 35 |
| 2-3. Definición de estados para experimentos con información revelada sobre cantidades retiradas | 36 |
| 2-4. Estados del agente A durante la subasta | 37 |
| 2-5. Valores de M para Caso Base | 39 |
| 2-6. Caso Base: Matriz $Q(s,a)$ del generador 3 (El color azul indica la acción óptima) | 41 |
| 2-7. Caso Base: Matriz $Q(s,a)$ de Gen1 y Gen2 | 42 |
| 2-8. Ofertas sinceras de centrales (b_{0ij}): | 46 |
| 2-9. Subasta para 3 generadores cada uno con 2 centrales: Matriz $Q(s,a)$ | 46 |
| 2-10. Subasta para 3 generadores cada uno con 2 centrales e incertidumbre en la demanda: Matriz $Q(s,a)$ de Gen1, Gen2 y Gen3 | 50 |
| 2-11. Subasta para 3 generadores cada uno con 2 centrales y regla de cierre con ajuste: Matriz $Q(s,a)$ de Gen1, Gen2 y Gen3 | 53 |
| 2-12. Función de evaluación de estados y acciones ($Q(s,a)$) para Gen1 caso 4 | 54 |
| 2-13. Casos de análisis sobre la adaptación con información revelada | 56 |
| 2-14. Datos de ofertas de agentes racionales del ejemplo 9 | 58 |
| 3-1. Casos para comparar el desempeño de la subasta con varios productos | 75 |
| 3-2. Posibles estados finales para cada precio de cierre en una subasta con 3 participantes | 76 |
| 3-3. Definición de los escenarios de mercado de energía simulados en cada caso | 79 |
| 3-4. Diferencias por tipo de escenarios frente a las preguntas planteadas | 91 |
| 4-1. Plantas adjudicadas en la subasta del 2019 | 104 |
| 4-2. Número de resultados posibles para cada agente en la subasta | 109 |
| 4-3. Casos para comparar el desempeño de la subasta con diferentes demandas | 116 |
| A-1. Escenarios del experimento sobre el efecto de la información en la adaptación de la oferta | 133 |
| B-1. Centrales de energía de cada escenario | 137 |

| | |
|--|-----|
| B-2. Cargo fijo impuesto a generadores para crear diferencias en oferta sincera . . . | 138 |
| B-3. Duración de carga | 138 |
| C-1. Datos de las plantas usadas en la simulación | 140 |
| C-2. Datos de las plantas usadas en la simulación | 141 |
| C-3. Datos de las plantas que se incluyeron en la demanda residual | 142 |
| C-4. Costos de inversión en plantas de generación según la tecnología | 142 |

1. Descripción del Problema

El aseguramiento energético ha ganado importancia en los últimos años por las dificultades que han experimentado algunos mercados eléctricos para garantizar el suministro a largo plazo. Este fenómeno se puede atribuir a varias razones, entre las cuales se pueden mencionar los *price caps* en el mercado spot y, las limitaciones que tiene la demanda para expresar sus preferencias de confiabilidad del suministro y la necesidad social y política de asegurar la confiabilidad del suministro de energía. Recientemente también se ha observado que la creciente participación de fuentes renovables, que tienen una alta variabilidad y costo marginal cero, crea la necesidad de generación de respaldo a pesar de las dificultades en su viabilidad financiera.

Frente a esta problemática, varios mercados eléctricos en toda América y Europa han implementado mecanismos para el aseguramiento energético. Entre los mecanismos implementados, los más comunes son los mercados de capacidad. Las especificaciones de dichos mercados han sido establecidas para ajustarse a la arquitectura y estructura propias de cada país y por lo tanto se puede encontrar una gran variedad de propuestas; sin embargo, las subastas de capacidad han sido un común denominador. Específicamente la subasta de reloj descendente (DCA por su nombre en inglés) ha sido usada con frecuencia en los mercados de capacidad. Según los autores que defienden este tipo de subasta, una de sus principales ventajas es que permite que los generadores adapten su oferta a lo largo de la subasta, con base en la información que se va revelando, y esto a su vez aumenta la competitividad de la subasta. No obstante estos mismos autores reconocen que la información revelada también podría facilitar la colusión implícita de los oferentes y por ende, afectar negativamente los resultados de la subasta. En este sentido, entender el proceso de adaptación y ajuste de las ofertas de los generadores en este tipo de subasta resulta importante para determinar bajo qué condiciones y hasta qué punto la información suministrada durante la subasta mejora o empeora el desempeño de las subastas. No obstante, a pesar de su importancia, la adaptación de la oferta de los generadores no ha sido tomada en cuenta en la mayoría de los modelos que se han desarrollado hasta el momento, sino que, por el contrario, suponen que los participantes mantienen su oferta invariante de principio a fin de la subasta sin importar la información que se revela durante su desarrollo.

Teniendo en cuenta lo anterior, se puede identificar que una pregunta de investigación relevante y pertinente es entender el proceso de ajuste de las ofertas durante las subastas de capacidad e identificar bajo qué circunstancias es conveniente revelar (o no revelar) algún tipo de información. Después de una revisión bibliográfica se ha identificado que los mo-

delos de agentes, por su flexibilidad y su enfoque “bottom-up” para encontrar equilibrios, constituyen una alternativa ideal para abordar este problema.

Este capítulo tiene tres propósitos. El primero de ellos es ofrecer una revisión sobre los mercados de capacidad que permitan contextualizar la importancia del problema abordado en esta tesis doctoral. El segundo es detallar el planteamiento a resolver de manera que se pueda entender su complejidad y así poder formalizar los objetivos que se proponen desarrollar a lo largo de esta tesis doctoral. Por último se expondrá la metodología que se ha propuesto para alcanzar dichos objetivos.

1.1. Mercados de Capacidad y Energía Firme

Desde mediados de los 80's, el sector eléctrico mundial empezó a experimentar una serie de cambios para mejorar la eficiencia en la producción de energía eléctrica. De esta manera, el sector eléctrico comenzó a utilizar mecanismos de asignación para el manejo eficiente de los recursos energéticos [Stoft and Wiley, 2002]. Inicialmente los mercados eléctricos se ocuparon del despacho óptimo, constituyéndose así el mercado de corto plazo también conocido como mercado spot. No obstante, algunos mercados comenzaron a presentar problemas en lo relacionado al aseguramiento energético, es decir, la capacidad del sistema para atender la demanda de manera confiable en todo momento, y frente a esto, algunos autores plantearon los mercados de capacidad como una posible solución.

Aunque aún no existe consenso sobre si los mercados de capacidad ofrecen ventajas determinantes para manejar el problema del aseguramiento energético [Bhagwat et al., 2016] sobre otro tipo de esquemas (por ejemplo reservas rodantes, reserva estratégica, pagos por capacidad, etc), los mercados de capacidad han ganado importancia en el sector eléctrico y cada vez son más los países que han implementado algún método específico para el aseguramiento energético [Maurer and Barroso, 2011][CIGRE Working Group C5-17, 2016]. En esta sección del documento se presentará una revisión de los principales aspectos relacionados con el crecimiento de estos mercados a nivel mundial y las características de los mecanismos que se han implementado. Adicionalmente, se describirán los aportes más importante en términos del modelamiento y análisis de estos mercados.

1.1.1. El Problema del Aseguramiento Energético

En un mercado de competencia perfecta, el precio fijado por el mercado spot sería suficiente para que los generadores recuperaran las inversiones realizadas y para que se generen los incentivos que permitan garantizar un nivel de generación de energía eléctrica óptimo para la sociedad [Stoft and Wiley, 2002]. No obstante, en varios mercados de energía eléctrica actuales la remuneración basada únicamente en el precio del mercado ha resultado insuficiente para mantener el nivel de capacidad instalada deseado. A este tipo de mercados, en los cuales

la única remuneración de los generadores se basa el pago por la energía generada se les llama precisamente mercados de “solo-energía” (en inglés *energy-only markets*).

Los mercados de “solo-energía” fueron la tendencia en los mercados más desarrollados después de la liberalización del sector eléctrico, ya que el alto nivel de competitividad permitiría que el despeje del mercado fuera suficiente para el correcto funcionamiento del sector. Sin embargo, como resultado de esta arquitectura de mercado, se pueden generar problemas en la suficiencia financiera en algunos generadores, concepto que se ha acuñado en la literatura como “*missing money*” [Tabors, 2013].

Como argumentan algunos autores (Ver [Cramton and Stoft, 2005], [Besser et al., 2002] y [Vázquez et al., 2002]), una de las causas del *missing money* es la introducción de precios máximos en los mercados de Spot, utilizados para limitar los efectos del poder de mercado [Cramton and Stoft, 2005]. De esta manera, si bien se restringe la posibilidad de precios excesivamente altos, producto de comportamientos anticompetitivos, también se limita la capacidad del precio de mercado de reflejar la escasez de un producto. En consecuencia, los generadores dejan de recibir una cantidad de dinero igual a la diferencia entre el precio de mercado y el precio máximo por la demanda del sistema tal como se observa en la figura 1-1, en donde el área a rayas corresponde al dinero que deja de recibir un generador cuando se introduce un precio techo. Este dinero faltante pone en riesgo la suficiencia financiera de los generadores y desincentiva la inversión, lo que en últimas podría generar el desabastecimiento energético del mercado.

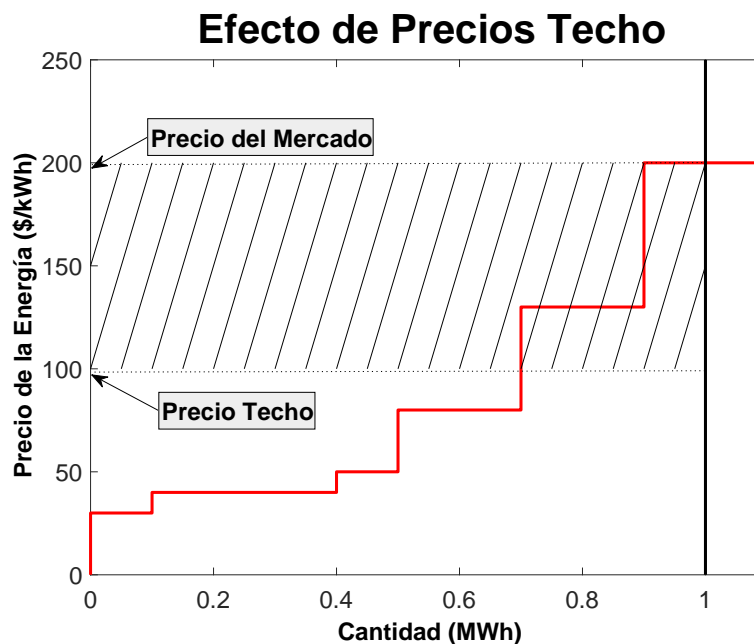


Figura 1-1.: Efecto “Missing Money” producido por los precios techo de los mercados spot. Adaptado de [Tabors, 2013]

Otra razón que genera una inversión menor a la requerida es la falta de efectividad de la demanda para expresar sus preferencias de disponibilidad del suministro [Hobbs et al., 2005]. En primer lugar, en muchos mercados (particularmente los menos desarrollados) la infraestructura de medición no permite que los usuarios respondan al precio del mercado ya que la señal de precios suele tener un desfase importante con respecto al consumo. Sumado a esto, la baja capacidad que suele tener la mayoría de los usuarios y los problemas sociales que implicaría permitir que la demanda se exponga a precios extremadamente altos o a niveles de confiabilidad por debajo de cierto límite de tolerancia, compromete a las entidades gubernamentales a vigilar, e incluso garantizar, que la generación instalada mitigue al máximo estos riesgos. Esto se refiere a que los niveles de reserva que requiere una sociedad no necesariamente coinciden con los niveles de reserva que se fijarían en un mercado completamente competitivo y sin precios techo [Tabors, 2013]. En la figura 1-2 se observa que el ingreso de un generador es inversamente proporcional al margen de reserva del sistema: a mayor capacidad instalada menor ingreso esperado. Por lo tanto, fijar políticamente un margen de reserva superior al que fijaría el mercado, implica un ingreso inferior al necesario para motivar la inversión en nuevas plantas de generación.

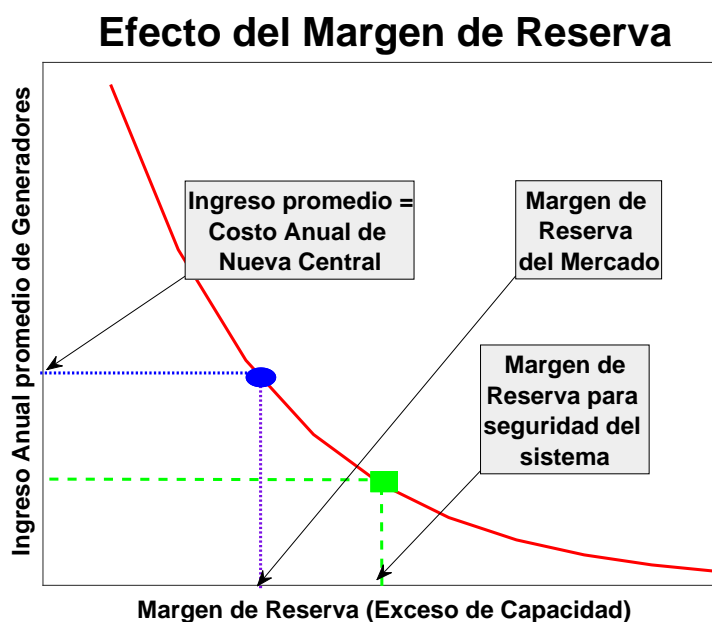


Figura 1-2.: Efecto “Missing Money” producido por los márgenes de reserva fijados políticamente. Adaptado de [Tabors, 2013]

Recientemente se ha observado que otra de las causas del problema del *missing money* puede ser la alta penetración de fuentes renovables (Ver [CIGRE Working Group C5-17, 2016], [Mastropietro et al., 2014]). En algunos casos se han presentado problemas en la suficiencia financiera de la generación con energías convencionales necesarias como respaldo para so-

brellevar la incertidumbre inherente a la generación con fuentes renovables, como la energía solar o la energía eólica. Esto se debe a que las fuentes renovables mantienen precios del mercado spot en niveles bajos, ya que sus costos marginales son nulos y en algunos casos gozan de beneficios económicos exclusivos. Los problemas financieros de los generadores convencionales no suponen solamente inconveniente para ellos sino para todo el sistema eléctrico teniendo en cuenta que este tipo de recursos son necesarios para sobrellevar las fluctuaciones extremas que pueden tener las energías renovables [CIGRE Working Group C5-17, 2016].

Aunque no en todos los mercados eléctricos han surgido estos problemas, muchos autores apoyan la idea de establecer esquemas de aseguramiento energético especiales para evitar efectos no deseados. El comité 5 del CIGRE, “*Electricity markets and Regulation*”, se refiere a dichos esquemas como *Capacity Mechanisms* [CIGRE Working Group C5-17, 2016] y estos mecanismos terminan estableciendo mercados en los que agentes con excedentes de capacidad, provenientes de generación o proyectos de gestión de demanda, comprometen dichos excedentes directamente con usuarios finales o algún intermediario que actúe en su nombre. A este tipo de esquemas se le conoce comúnmente como Mercados de Capacidad.

1.1.2. Características de Mercados de Capacidad

En los últimos años, mercados eléctricos en varios continentes han implementado esquemas de aseguramiento energético con distintos tipos de enfoque. Varios autores han propuesto clasificaciones para dichos esquemas (Ver [De Vries, 2007], [Finon and Pignon, 2008] y [Olsina et al., 2014]) pero entre ellos se destaca la propuesta del comité 5 del CIGRE que los agrupa en siete categorías [CIGRE Working Group C5-17, 2016]. Es importante recalcar que, con excepción de la reserva estratégica y los pagos por capacidad, los demás esquemas corresponden a Mercados de Capacidad.

1. **Reserva estratégica:** Es una modificación de los mercados solo-energía, en la que se deja operar libremente al mercado pero el operador de red instala o alquila plantas de generación para usarlas en caso de presentarse problemas de confiabilidad.
2. **Ex Ante capacity obligation:** Los comercializadores tienen la obligación de tener contratada la capacidad necesaria para atender la totalidad de su demanda pico. Esta cantidad es determinada por la autoridad central de manera global y luego asignada a prorrata a todos los comercializadores del sistema. Los contratos son establecidos entre distribuidores y comercializadores y ambas partes determinan el precio y los demás términos del contrato.
3. **Ex Post capacity obligation:** La única diferencia con el esquema anterior es que la cantidad a ser contratada es determinada por cada comercializador y revisada por la autoridad central luego de cumplirse el contrato.

4. **Subasta de capacidad:** La autoridad central del sistema determina el volumen de capacidad requerido y organiza una subasta para adquirirlo. Normalmente se establece una curva de demanda elástica que no varía durante la subasta. En este esquema generalmente se adjudican contratos por diferencias que exigen respaldo físico de la obligación.
5. **Reliability options:** En este mercado se negocian Call Options, que se definen por una prima que se le paga a los generadores y un precio de ejercicio de la opción, que se puede entender como un precio techo de venta de la energía. Normalmente en estos esquemas se establece la garantía sobre una cantidad de energía y no sobre la capacidad instalada por lo que también se conocen como mercados de energía firme.
6. **Pagos por capacidad:** Los pagos por capacidad se pueden entender como pagos directos a los generadores en proporción con su capacidad instalada independiente de que generen energía o no. El valor del pago se determina administrativamente por el Operador del Sistema. Viene acompañado con la fijación de precios techo en el mercado spot.
7. **Suscripciones de capacidad:** Plantea un mercado minorista en el que los usuarios finales pagan directamente a los generadores por la potencia que desean se les garantice. Este esquema se relaciona con la gestión de demanda.

Esta clasificación se establece con base a cómo cada uno de estos esquemas responde a tres preguntas: ¿Cuál es el producto? ¿Cómo se determina la cantidad requerida? y ¿Quién es el responsable de adelantar el proceso de compra?

Respecto al tipo de producto, el comité propone diferenciar entre los esquemas que negocian instrumentos financieros y contratos físicos. Sin embargo, cuando se negocian instrumentos financieros, específicamente Call Options, se puede exigir respaldo físico (y normalmente se hace) y cuando se negocian contratos físicos, estos se pueden entender también como instrumentos financieros, concretamente *Forwards* o *Futuros* dependiendo de las características específicas del contrato. En términos prácticos, la diferencia principal entre los dos tipos de productos es la manera en que se remunera, mientras los contratos físicos establecen un precio por un producto específico (capacidad disponible o energía), los Call Options establecen un pago fijo (prima) y un precio de ejercicio que constituye una protección contra el riesgo de precio en el mercado spot para los usuarios finales. Valga aclarar que los productos de los esquemas reserva estratégica y pagos por capacidad no entran en las categorías expuestas anteriormente. Aunque estos esquemas establecen contratos relacionados con un producto físico, su remuneración es diferente.

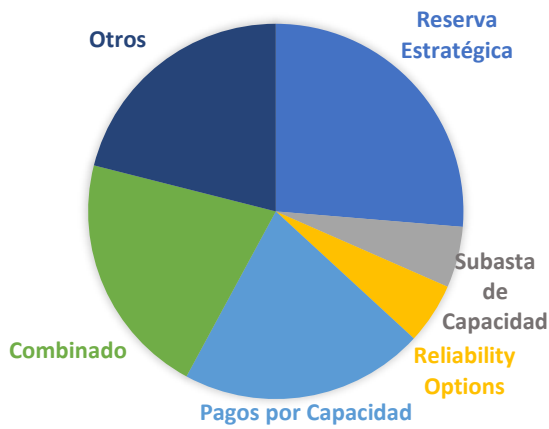
Sobre las otras dos preguntas, la determinación de la cantidad requerida y el responsable de la compra, la discusión se centra en si es mejor una opción centralizada o no. Con excepción de las *Suscripciones de capacidad*, los responsables de dichas actividades pueden ser los comercializadores o a la autoridad central del mercado, siendo esta última la situación

más común. En este sentido, autores como [Finon and Pignon, 2008] sostienen que los esquemas centralizados combinan el control y la calidad de precios, estabilizan la inversión en generación y son más compatibles con los mercados de corto plazo.

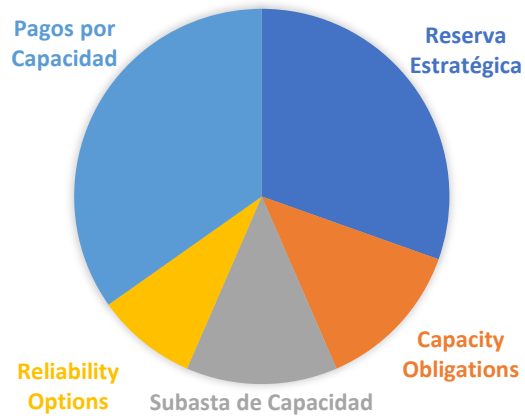
En [CIGRE Working Group C5-17, 2016] también se presentan los resultados de una encuesta realizada a las autoridades de 31 mercados eléctricos en varios continentes. La encuesta, entre otras cosas, planteaba 2 preguntas básicas: ¿Existe algún esquema de aseguramiento energético al año 2014? ¿Habrá implementado algún tipo de esquema en los próximos años? La figura **1-3** presenta un resumen de estos resultados. De los mercados consultados, 19 tenían al 2014 algún tipo de esquema para el aseguramiento energético y 15 de estos esquemas podrían clasificarse en una o varias de las categorías antes expuestas: 5 reserva estratégica, 1 subasta de capacidad, 1 reliability options, 4 pagos por capacidad y 4 una combinación de varios esquemas, tal como presenta el gráfico a). Enfocándose en los esquemas implementados, la gráfica b) muestra que hay una gran predominancia de esquemas que no implican la constitución de un mercado de capacidad, 8 implementaciones de pago por capacidad y 7 de reserva estratégica frente a 3 de obligaciones de capacidad, 3 subastas de capacidad y 2 reliability options. No obstante, en las gráficas de los esquemas que se planea tener implementados los próximos años (gráficas c y d) muestran que hay una tendencia hacia los esquemas de mercado. Esquemas como reliability options y subastas de capacidad ganan campo frente a los pagos por capacidad. En estas gráficas también se puede observar la predominancia de esquemas centralizados y el creciente interés por los instrumentos financieros, específicamente los Call Options, en los mercados de capacidad.

La definición del producto incluye aspectos como el grado de estandarización del producto, los términos del contrato [Batlle and Pérez-Arriaga, 2008], la distribución horaria de la obligación [De Castro et al., 2008] [Negrete-Pincetic et al., 2015] y la elección entre instrumentos financieros tipo *Call Option* o contratos físicos tipo *Forward*. Sobre este último punto, autores como [Oren, 2005] y [Cramton and Stoff, 2005] sostienen que un mercado de capacidad basado en *Call Options* tiene características deseables como el establecimiento de señales explícitas que permiten concretar los beneficios de ambas partes en la negociación. En contraste, trabajos como el presentado en [Lacasse and Wininger, 2007] muestran que esquemas con productos más tradicionales pueden funcionar de igual forma. Adicionalmente, recientes implementaciones como la de Gran Bretaña han optado por usar contratos de capacidad con respaldo físico y penalidades por incumplimiento [Franco et al., 2015].

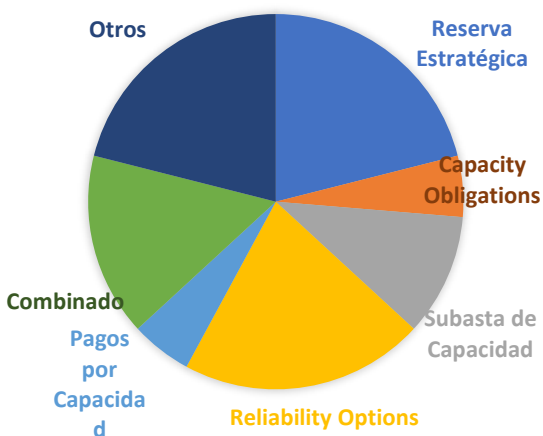
Son pocos los trabajos que han realizado una comparación directa entre diferentes tipos de productos para mercados de capacidad. En [Mastropietro et al., 2016] se evalúa el efecto de las penalidades en los productos de mercados de capacidad, concluyendo que el precio de ejercicio de los *reliability options* puede no constituir un incentivo suficiente para el cumplimiento de las obligaciones; poniendo en duda la necesidad de incluir penalidades por incumplimiento, como en los contratos físicos, en este tipo de productos. Una comparación más directa entre productos es desarrollada en [de Maere d’Aertrycke et al., 2017]), donde se evalúan los resultados de un mercado descentralizado cuando usa *Call Options*, contratos por diferen-



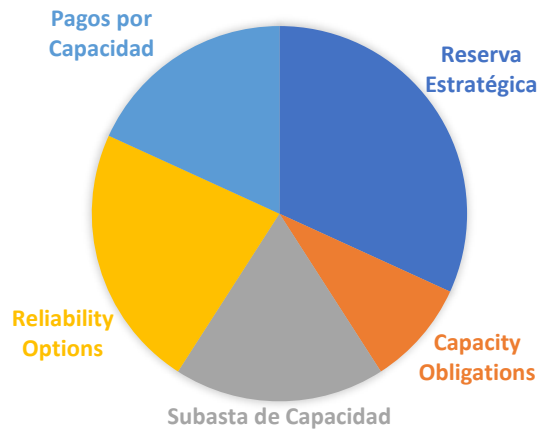
(a) Medida para el aseguramiento energético al 2014



(b) Esquemas de aseguramiento implementados al 2014



(c) Medida para el aseguramiento energético futuras



(d) Esquemas de aseguramiento futuros

Figura 1-3.: Clasificación de las implementaciones de esquemas de aseguramiento energético presentados en [CIGRE Working Group C5-17, 2016]

cias y un mercado centralizado con contratos tipo forward. Los resultados son evaluados con base en el bienestar social y el tipo de tecnología instalada. Allí se concluye que un mercado centralizado es muy sensible a la correcta definición de la demanda requerida, mientras que un mercado no centralizado está condicionado a la liquidez de los productos. Respecto a la comparación de los productos, los resultados permiten concluir que los *Call Options* tiene un rendimiento ligeramente inferior al de los contratos por diferencias en cuanto al bienestar social alcanzado.

Además del producto, otro de los aspectos característicos de los esquemas de aseguramiento

energético que tiene un enfoque de mercado es el uso de subastas como mecanismo de asignación. Los dos formatos más usados son la subasta de sobre cerrado de precio uniforme y la subasta de Reloj Descendente (DCA). De hecho, solamente en Chile se usa una subasta distinta, específicamente una subasta combinatorial [Moreno et al., 2010].

Las subastas de sobre cerrado normalmente se usan, en mercados donde existe una baja competitividad y un alto riesgo de colusión. Este tipo de subastas en ocasiones también son usadas por ser un mecanismo más sencillo y que implica menores costos de transacción. Este mecanismo consiste en la entrega simultánea de ofertas por parte de los generadores, las cuales determinan las asignaciones por orden de mérito [Krishna, 2009]. Aunque existen dos posibilidades para determinar el precio de las obligaciones, el más usado en este tipo de subastas es el precio uniforme. Entre los mercados que han implementado este tipo de subastas se puede nombrar a PJM, Perú y Panamá [Maurer and Barroso, 2011].

Por su parte, la subasta de Reloj Descendente (DCA) es el mecanismo más usado en el mercado de capacidad del sector eléctrico. Esto obedece a que las subastas dinámicas, como la DCA, permiten adquirir información a los participantes durante la subasta y, de esta manera, realizar ofertas más agresivas mejorando la optimalidad en mercados caracterizados por la actitud conservadora de los participantes y el riesgo latente de la maldición del ganador, como en los mercados de capacidad [Cramton, 1998].

En este tipo de subastas se establece una curva de oferta agregada a partir de rondas sucesivas, así:

1. En cada ronda, un subastador define un *precio de máximo* y un *precio mínimo* en el que los participantes deben realizar su oferta.
2. Los generadores entregan sus ofertas al subastador, informando qué cantidad de productos está dispuesto a vender en ese intervalo de precio.
3. El subastador recibe las ofertas, construye *la oferta agregada* y si es mayor que la demanda, se desarrolla una nueva ronda
4. Cada nueva ronda tiene un precio máximo igual al precio mínimo de la ronda anterior y un precio mínimo determinado por el subastador.
5. Los numerales 2 y 3 se repiten hasta que la oferta agregada sea igual o menor que la curva de demanda. El precio en el que se da este equilibrio es el precio de cierre de la subasta.

Para impedir un comportamiento anticompetitivo por parte de los generadores, sólo es permitido mantener o disminuir la cantidad ofertada conforme avanza la subasta [Ausubel and Cramton, 2006].

En el sector eléctrico la primera aplicación de la Subasta de Reloj Descendente fue en el mercado eléctrico de New Jersey en 2002 y se usó para subastar energía destinada a atender usuarios de último recurso. La motivación para usar este mecanismo fue que se podía lograr

simultáneamente la minimización de costos de transacción, la eficiencia económica y la transparencia del proceso [Loxley and Salant, 2004]. Hoy en día, la DCA es usada en varios mercados de largo plazo entre los que se puede citar el mercado de aseguramiento energético colombiano, también llamado Mercado de Energía Firme [Cramton and Stoft, 2007], las subastas de capacidad de tecnologías tradicionales y de energías renovables de Brasil [Street et al., 2009], el esquema de mercado de capacidad del Reino Unido [Franco et al., 2015], New England [Loxley and Salant, 2004] y New Jersey [Lacasse and Winger, 2007]. Adicionalmente las DCA son usadas en el sector eléctrico para transar otros tipos de productos, entre ellos los proyectos de fuentes renovables [Ausubel and Cramton, 2011] [Barroso et al., 2010a] y las *Virtual Power Plants* [Ausubel and Cramton, 2010].

1.1.3. Modelado de los Mercados de Capacidad

Los modelos que se han desarrollado se puede dividir en dos vertientes: El modelamiento matemático y el modelamiento computacional.

Los modelos matemáticos se caracterizan por la abstracción de la realidad para evaluar aspectos puntuales de los mercados. Por ejemplo, en [Soledad Arellano and Serra, 2010] se propone un modelo para evaluar el impacto de las subastas de largo plazo usadas para el aseguramiento energético. El modelo es estático y se basa en el caso de un doupolio con curvas de costos lineales y suponiendo un portafolio hidro-térmico de generación. Un modelo similar es desarrollado en [Briggs and Kleit, 2013], donde se evalúan los efectos de un cambio regulatorio sobre el intercambio de potencia de los mercados de Maryland y New Jersey en los Estados Unidos. En [Negrete-Pincetic et al., 2015] también se presenta un modelo matemático, pero en este caso se busca evaluar los efectos que tiene la definición del producto sobre los resultados de subastas de mercados de capacidad.

Por su parte, los modelos computacionales permiten establecer estructuras más complejas, por ejemplo en [Ringler et al., 2014] se modelan los sistemas eléctricos interconectados de Alemania y Francia incluyendo las restricciones de transmisión y un modelo para los mercados propios de cada país con el objetivo de evaluar el impacto de dicha interconexión en el modelo de seguridad energética de cada país. Estos modelos también permiten incluir un número mayor de variables a evaluar. Por ejemplo en [Franco et al., 2015], se describe un modelo dinámico mediante el cual se evaluó los posibles resultados de la nueva arquitectura de mercado del Reino Unido. El modelo desarrollado incluyó las especificidades del reciente mercado británico: mercado de capacidad centralizado, reestructuración del parque de generación, etc. La evaluación realizada se centró en el impacto ambiental de la generación, aseguramiento energético y sostenibilidad económica del modelo. También es pertinente citar el trabajo presentado en [Rodilla et al., 2011], donde los autores proponen un modelo de sistemas dinámicos para simular el desarrollo de los mecanismos de aseguramiento energético a largo plazo y obtener los escenarios de expansión del sistema de generación. Este sistema fue aplicado para simular el caso colombiano.

Cuando el objeto de estudio son las DCA para mercados de capacidad, son más comunes las aproximaciones a partir de modelos computacionales. En general estos modelos están enfocados en establecer una estrategia de oferta previa al inicio de la subasta que no se modifica a lo largo de la subasta. Por ejemplo Azevedo y Correia [Azevedo and Correia, 2006], desarrollan un modelo computacional que, basado en la Regla de Bayes y en suposiciones sobre las ofertas de los competidores, establece estrategias que hacen parte del Equilibrio de Nash. El objetivo de este modelo es asistir a los generadores para establecer un set de ofertas previo a la subasta de contratos de largo plazo en el mercado de Brasil. En este mismo sentido, en [Barroso et al., 2010b] desarrollan un modelo computacional que también establece un conjunto de ofertas para usar durante la subasta lo que podría entenderse como una curva de oferta de contratos.

La definición de una estrategia previa al inicio de la subasta también se ha usado para lidiar con el alto nivel de incertidumbre asociado a las fuentes no convencionales de energía. En [García-gonzález et al., 2009] se establece una estrategia para los generadores eólicos que participan en la DCA de contratos de mediano plazo en España (CESUR). El aspecto principal bajo estudio de este trabajo es la naturaleza estocástica del viento y su impacto en la definición de las ofertas. Un último ejemplo sobre este tipo de modelos de DCA se presenta en [Bezerra et al., 2011]. En este artículo se utiliza un modelo de optimización estocástica para determinar la oferta óptima de un generador en una subasta de nuevos proyectos de generación. La particularidad de este modelo es que los generadores deben ofertar en dos etapas para competir en la adjudicación de nuevos proyectos bajo la modalidad de *reliability options*. La primera etapa de la oferta se realiza durante la precalificación de los generadores, allí se establece el precio de ejercicio de la Opción para cada proyecto. Luego, durante la subasta se realiza la oferta de cantidades dependiendo del precio de la subasta, el cual corresponde a la prima pagada al generador por MW instalado. Este modelo también supone que los generadores no variarán su plan de ofertas inicial durante la subasta.

Un enfoque diferente es expuesto en [Torres-V and Gallego-Vega, 2015], donde se explora el comportamiento estratégico y la adaptación de las ofertas de los generadores en Subastas de Reloj Descendente. Para esto se propone un modelo computacional que explora las posibilidades de comportamiento estratégico durante la subasta, para esto se comparan exhaustivamente las alternativas de oferta en cada ronda, los posibles escenarios que se pueden presentar en la siguiente ronda y los resultados de cada par alternativa-escenario, estructurando este problema a partir de una matriz de decisión. Las alternativas de oferta se resumieron en tres: 1) ofertar de acuerdo a la valoración real de los productos, 2) sobreofertar y 3) retener oferta. Estas estrategias de oferta en cada ronda se evaluaron bajo dos escenarios: la ronda de oferta es 1) la ronda final ó 2) una ronda intermedia. Finalmente se determinaba la oferta óptima como aquella cuyo valor esperado fuera el mayor. El modelo fue aplicado a un mercado de energía de último recurso en Colombia, que en esencia es un mercado de contratos de suministro de mediano plazo similar a los mercados de capacidad. Este trabajo permite concluir que los generadores tienen incentivos para retener oferta si

el precio de oferta está alejado del precio de cierre estimado, lo que en últimas muestra que es factible el establecimiento de comportamientos estratégicos durante la subasta. Este resultado contrasta con los trabajos anteriores, en el sentido que estos últimos suponen que los generadores no adaptan su oferta a lo largo de la subasta. De hecho, en la revisión de literatura no se encontraron otros trabajos que aborden el problema de la adaptación de la oferta de los generadores en mercados de capacidad que utilizan DCA.

1.2. Planteamiento del problema

De la sección anterior se pueden concluir que los mercados de capacidad son un tema relevante y que ha venido ganando importancia durante los últimos años. Con la creciente entrada de energías renovables es probable que los esquemas de aseguramiento energético continúen ganando espacio en el sector eléctrico. Sin embargo, también se debe señalar que a pesar del creciente número de trabajos que se han publicado acerca de estos mercados, se han identificado dos temáticas pendientes que merecen ser abordadas.

La primera de ellas consiste en la adaptación de la oferta durante las Subasta de Reloj Descendente (DCA). De los estudios realizados, la gran mayoría incluye la suposición que los generadores no modifican sus ofertas durante la subasta y por lo tanto la información que se va revelando resulta irrelevante. En contraste, el principal argumento de los precursores del uso de este tipo de subasta en los mercados de capacidad es justamente que los generadores pueden ajustar sus ofertas a la luz de la información revelada, reduciendo así el riesgo de *la maldición del ganador* y por lo tanto aumentando la competitividad en la subasta.

La segunda temática pendiente en la literatura es el impacto que tiene el tipo de producto sobre el desempeño de la subasta. Si bien se han publicado trabajos que señalan las ventajas de uno u otro producto, poco hay sobre una comparación directa entre productos.

Ambas temáticas, constituyen una oportunidad para aportar en la discusión sobre mercados de capacidad y dan origen a la pregunta de investigación que se ha propuesto para este trabajo doctoral:

¿Cómo incide la información revelada durante la subasta en el proceso de adaptación de las ofertas de los generadores y cuál es su impacto sobre los resultados de las subastas tipo reloj descendente usadas en el mercado de largo plazo en el sector eléctrico para asignar distintos productos de aseguramiento energético?

A continuación se presentarán los detalles del problema que se propone abordar y seguidamente se puntualizarán los objetivos que se han trazado para desarrollar a lo largo del presente trabajo.

1.2.1. Formulación

Aunque la DCA tiene un amplio margen de variaciones, en esencia se puede describir como una subasta dinámica de compra que se desarrolla por rondas discretas, en la que la

demanda juega un rol pasivo siendo representada por una curva de demanda. En cada ronda el subastador fija un margen de precios para que los participantes realicen su oferta de cantidades. Como DCA es una subasta de compra, la primera ronda tiene un precio muy alto, de manera que todos los participantes estén interesados en vender. Luego, si hay más oferta que demanda, se realiza una nueva ronda en la que se disminuye el precio y se realizan nuevamente ofertas de cantidades. Esta dinámica se repite hasta que la oferta sea igual o menor que la demanda.

Formalmente, se tiene una Demanda (D) a subastar entre N agentes. En primera instancia, supongamos que cada agente i tiene una única central de generación que tiene una cantidad de energía firme ofertada Q_i . En cada ronda, los agentes deciden si están dispuestos a comprometer las Q_i unidades de su central dado el precio de ronda o si prefieren retirarse. En este sentido, se puede establecer el parámetro b_i como el precio mínimo que el agente i está dispuesto a aceptar para comprometer la energía firme de su central y así, definir una función de oferta del agente en función del precio de la subasta ($q_i(p)$), conforme la ecuación 1-1

$$q_i(p) = \begin{cases} Q_i & \text{si } p \geq b_i \\ 0 & \text{si } p < b_i \end{cases} \quad (1-1)$$

Por su parte, p^* es el precio de equilibrio de la subasta, es decir, el precio que hace que la demanda y la oferta agregada (Q_T) sean iguales:

$$Q_T(p) = \sum_{i=1}^N q_i(p) \quad (1-2)$$

$$D = \sum_{i=1}^N q_i(p^*) \quad (1-3)$$

El agente i tendrá un ingreso neto (R_i) que depende, por un lado, del ingreso derivado del resultado de la subasta: precio de cierre de la subasta (p^*) por la cantidad comprometida (Q_i), y por otro lado, de las ganancias del mercado eléctrico (M_i) derivadas del balance entre ingresos por ventas de energía en el mercado Spot, costos fijos y variables, entre otros.

$$R_i = p^* Q_i + M_i \quad (1-4)$$

Teniendo en cuenta la ecuación 1-4, se concluye que el mínimo p^* que podría aceptar el agente i es aquel que garantice que R_i sea mayor que 0 y por lo tanto, una primera aproximación a la estrategia de oferta de un agente podría determinarse conforme la ecuación 1-5 ¹. En

¹Es evidente que R_i es una función afín con el precio p^* , sin embargo, no necesariamente es afín a b_i . De hecho, valores más bajos de b_i suelen ser más convenientes ya que aumentan la competitividad del agente en la subasta

términos prácticos, esta expresión dice que el p^* mínimo aceptable es aquel que consigue subsanar los posibles balances negativos de la central en el mercado eléctrico (\underline{p}_i). A esta variable la denominaremos *precio racional*

$$\underline{p}_i = -\frac{M_i}{Q_i} \quad (1-5)$$

El cálculo de M_i y \underline{p}_i es particular de cada mercado eléctrico y ha sido el principal objetivo de los modelos que se han desarrollado en cuanto ofertas en mercados de capacidad (Ver [Barroso et al., 2010b], [Bezerra et al., 2011] y [Rodilla et al., 2011]). No obstante, estos trabajos dejan de lado los posibles cambios que pueda tener b_i a lo largo de la subasta y por ende suponen que la estrategia establecida inicialmente es la oferta de equilibrio de todos los agentes. En contraposición a estos trabajos, este documento busca explorar la posibilidad de equilibrios alternativos en este tipo de subasta. En otras palabras, el objetivo es identificar situaciones en las que el equilibrio alcanzado incluye ofertas diferentes de \underline{p} .

El siguiente es el primero de una serie de ejemplos que busca ilustrar como se desarrolla una DCA y como los agentes toman las decisiones a lo largo de la subasta.

Ejemplo 1

Hay dos generadores ($N = 2$) que buscan vender la energía firme de sus centrales en una subasta. El producto que se negocia en estos mercados normalmente es un contrato estándar de largo plazo, que compromete una cantidad de energía firme anualmente durante un periodo de compromiso predeterminado. De esta manera, tanto la demanda como la oferta, en este ejemplo y los siguientes, harán referencia a un número de contratos estándar a comprometer. Así pues, la central del generador 1 tiene capacidad para vender 15 contratos ($Q_1 = 15$) y la central del generador 2 puede vender 20 ($Q_2 = 20$). La demanda busca adquirir 25 contratos ($D = 25$).

La central del generador 1 proyecta que necesita 100 USD/MWh ($\frac{-M_1}{Q_1} = \underline{p}_1 = 100$) por cada contrato comprometido, para subsanar el balance negativo al que se enfrentará dadas las condiciones del mercado Spot y sus costos variables y fijos. Por su parte la central del generador 2 proyecta que necesita 120 USD/MWh ($\frac{-M_2}{Q_2} = \underline{p}_2 = 120$). Con esta información se puede construir las funciones de oferta $q_1(p)$ y $q_2(p)$, conforme la ecuación 1-1. En la figura 1-4 se presentan estas funciones.

En representación de la demanda, el subastador establece un precio máximo para iniciar la subasta. Este precio puede corresponder al precio de reserva o incluso puede ser un poco más alto para motivar la participación de los generadores. En este caso, se fija el precio de inicio de la subasta en 140 ($p_0 = 140$).

La subasta comienza, con la declaración del precio máximo al cual se contratará energía firme ($p_0 = 140$) y los generadores deciden si participar o no en la subasta. Una vez aceptan, la subasta continúa de la siguiente manera:

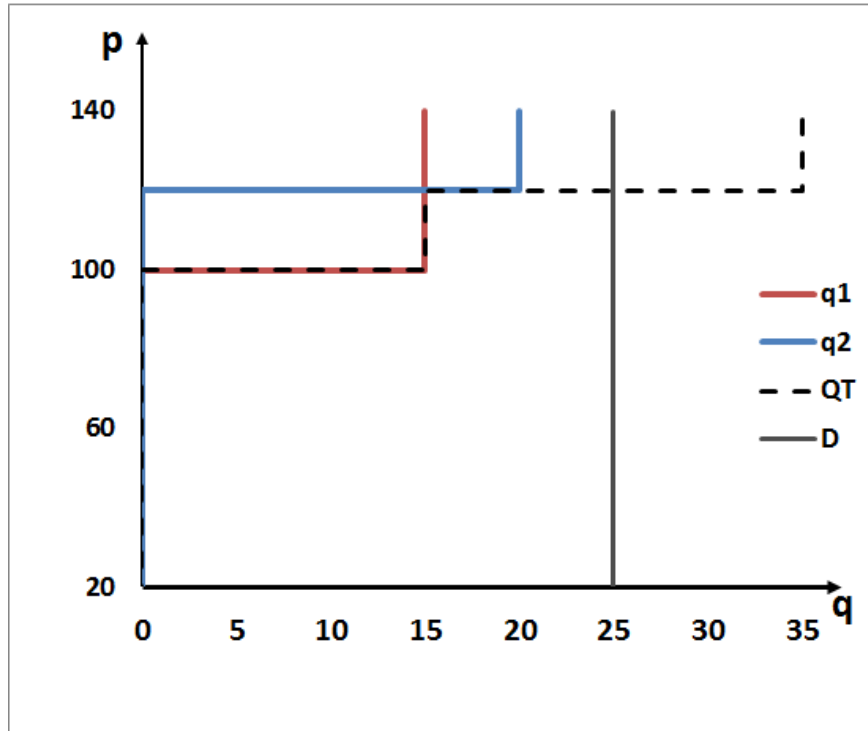


Figura 1-4.: Funciones q_1 , q_2 , Q_T y D del ejemplo 1

1. El subastador indica que la primera ronda tendrá un precio de 130 ($p_1 = 130$)
2. Ambos generadores deciden permanecer al precio de ronda.
3. Ya que la oferta agregada continúa siendo mayor a la demanda, el subastador inicia una nueva ronda con un precio de ronda de 122 ($p_2 = 122$)
4. En estas ronda, nuevamente ambos generadores deciden permanecer en la subasta
5. Una vez más, el subastador inicia una nueva ronda con un precio de ronda de 118 ($p_3 = 118$)
6. Dado que $p_3 < p_2$ el generador 2 decide retirar su central, sin embargo el generador 1 permanece en la subasta
7. Dado que la oferta agregada es menor que la demanda ($Q_T(p_3) < D(p_3)$) se termina la subasta.

Además de la dinámica descrita anteriormente, y teniendo en cuenta el carácter inflexible que normalmente tienen los productos de estas subastas, es necesario establecer unas reglas de liquidación ya que difícilmente se conseguirá que la oferta agregada sea exactamente igual a la demanda. De hecho, para este ejemplo resulta imposible ($Q_T(p) : [80, 140] \rightarrow \{0, 15, 20, 35\}$).

Estas reglas de liquidación deben aclarar: 1) ¿Se aceptará un déficit o un exceso de oferta?, y 2) ¿Qué método se utilizará para definir el precio de cierre? Para este ejemplo, se tendrán las siguientes reglas de liquidación:

1. Se aceptará un déficit de oferta. Es decir, una vez la subasta acaba, serán adjudicados únicamente las centrales que permanecieron en la última ronda, aún si no es suficiente para cubrir la demanda
2. El precio de cierre será igual al precio de la última ronda. En este caso, $p_3 = 118$

De esta manera las ganancias esperadas de los generadores serán:

$$R_1 = \left(p^* + \frac{M_1}{Q_1} \right) Q_1 = (118 - 100)15 = 270$$

$$Q_2 = 0, R_2 = 0$$

■

Según la teoría clásica de subastas, siendo DCA una subasta de precio uniforme, la estrategia de equilibrio (b^*) es precisamente la oferta sincera, es decir, la verdadera valoración que tiene el agente sobre el bien, p . Sin embargo, tal como se mostrará a continuación es necesario establecer algunos supuestos adicionales para aceptar esta hipótesis.

Para calcular el ingreso esperado dado una oferta b se puede emplear la ecuación 1.2.1. Esta expresión supone que el generador asume que el precio de cierre de la subasta, p^* , se distribuye con base en una función de densidad de probabilidad f con parámetros Θ_p .

$$p^* \sim f(\Theta_p)$$

$$E[R(b)] = \int_b^\infty (pQ + M) f(p) dp$$

Por ejemplo, si f es una distribución uniforme, con parámetros $\Theta_p = \{p_{min}, p_{max}\}$, donde p_{min} y p_{max} son el precio mínimo y máximo en el que puede cerrar la subasta, entonces:

$$E[R(b)] = \int_b^{p_{max}} (pQ + M) \frac{1}{p_{max} - p_{min}} dp$$

$$E[R(b)] = \frac{p_{max}^2 - b^2}{2(p_{max} - p_{min})} Q + \frac{M(p_{max} - b)}{p_{max} - p_{min}} \quad (1-6)$$

$$E[R(b)] = \left(\frac{p_{max} - b}{p_{max} - p_{min}} \right) \left(\frac{p_{max} + b}{2} Q + M \right) \quad (1-7)$$

En las ecuaciones 1-6 y 1-7 vale la pena resaltar varios aspectos. En primera medida, la ecuación 1-7 muestra que el ingreso esperado es igual a la probabilidad de ganar, correspondiente al porcentaje de precios que pueden ser mayores que b , multiplicado por el promedio del ingreso, correspondiente al precio promedio del precio, dado que gana, por la cantidad adjudicada, más el balance del mercado de energía. Por otro lado, vemos que de la ecuación 1-6, se puede deducir fácilmente que la oferta que maximiza el ingreso esperado (b^*) es exactamente \underline{p} (ecuación 1-5). Sin embargo esto solo es cierto si p_{max} y p_{min} no dependen de b , es decir, $\frac{dp_{max}}{db} = \frac{dp_{min}}{db} = 0$. En otras palabras, si con la oferta se puede alterar el precio de cierre de la subasta, la estrategia óptima de oferta puede ser distinta de la oferta sincera.

En resumen, si un generador percibe que con su oferta puede influir en el precio de cierre de la subasta, pueden existir incentivos para establecer una oferta distinta a la sincera para maximizar su ingreso esperado.

En el siguiente ejemplo se ilustra cómo al poder influenciar el precio de cierre con su oferta, los agentes pueden optar por una oferta estratégica en vez de una sincera.

Ejemplo 2

Partiendo de lo presentado en el ejemplo 1, se puede observar que el precio de cierre de la subasta depende de la oferta de los generadores. Si el generador 1 hubiese decidido retirarse en la primera ronda, p^* sería 130 y no 118, de igual forma sucede con el generador 2, ya que ambos generadores son marginales. Sin embargo, dadas las reglas de liquidación de la subasta, no representa ninguna ventaja para ningún generador retirarse a un precio de subasta mayor que \underline{p} ya que de retirarse, la ganancia sería nula. Así pues, para este caso particular, aunque la oferta del generador influye sobre el precio de la subasta, no existen incentivos para desviarse de su oferta sincera.

Ahora, supongamos que las reglas de liquidación son distintas y se prefiere aceptar exceso de oferta a permanecer con déficit en la demanda. Para cumplir esto, se contratarán las centrales que estaban ofertadas justo antes de la ronda de cierre. Bajo este escenario, ambos agentes tendrían un incentivo claro para retirarse en la primera ronda, ya que si lo hacen la subasta cerraría en la primera ronda (máximo precio) y ambos generadores serían contratados. De esta manera, la oferta de equilibrio para ambos generadores sería distinta a su oferta sincera.

■

Siguiendo con la ecuación 1-6, se puede observar que para aceptar a \underline{p} como la estrategia que maximiza el ingreso esperado del generador, también es necesario asumir que los ingresos provenientes del mercado son independientes de la oferta que se realice en la subasta, es decir, $\frac{dM}{db} = 0$. Sin embargo, si se puede influir el precio de cierre de la subasta con la oferta, esta relación puede establecerse indirectamente.

Suponga que se es *price maker* en la subasta, es decir $\frac{dp}{db} \neq 0$. Si además de eso, los resultados de la subasta puedan afectar el estado del mercado eléctrico y, en consecuencia, los ingresos

esperados provenientes del mismo ($\frac{dM}{dp} \neq 0$), entonces la oferta en la subasta termina afectando, no sólo el precio de cierre (p^*) de la subasta, sino también los ingresos esperados del mercado $\frac{dM}{db} \neq 0$.

En este sentido, para evaluar los incentivos a la desviación de la oferta sincera por parte de un generador, también es necesario incluir la influencia que puedan tener los resultados de la subasta sobre el mercado de energía.

En el siguiente ejemplo se evidencia el efecto que podría tener la dependencia entre los ingresos del mercado de energía (M) y el precio de la subasta (p).

Ejemplo 3

Retomemos el ejemplo 2 manteniendo la suposición que se estableció sobre permitir exceso de oferta. Ahora, supongamos que el ingreso neto que tendrá el generador 2 en el mercado eléctrico están en función del precio de la subasta como se presenta en las siguientes ecuaciones:

$$M_2 = -0,08p^2$$

$$R_2 = Q_2p - M_2$$

$$R_2 = 20p - 0,08p^2$$

Ya que el precio de la subasta (p^*) es igual a la oferta del generador 1 (según lo establecido en el ejemplo 2) encontrando el p^* que maximiza R_2 encontramos también la oferta óptima del generador. Para los valores propuestos en este ejemplo, b_2^* sería 125.

El resultado de este ejemplo depende enteramente de la función ($M_2(p)$) que se propuso. En capítulos posteriores se profundizará sobre el tipo de relaciones que se pueden dar entre los resultados de la subasta y la variable M_i en los mercados eléctricos.

■

Un elemento que facilita que un generador pueda tener influencia sobre el precio de la subasta es la capacidad de segmentar su oferta, o en otras palabras, la capacidad de realizar retiros parciales. Por ejemplo, cuando un único generador tiene varias centrales en la subasta, y por ende la ganancia que obtiene es en últimas la suma de todas las centrales, resulta posible que retirar una central en un precio distinto del racional genere mayores ingresos, teniendo en cuenta que podría vender la energía de las centrales que permanecen en la subasta a un precio mayor, tal como se muestra en el siguiente ejemplo.

Ejemplo 4

Retomemos el ejemplo 1, pero ahora supongamos que las dos centrales son de un mismo generador. Aunque la decisión óptima de cada central es ofertar \underline{p}_1 y \underline{p}_2 respectivamente, es

más conveniente para el generador, retirar una de sus centrales al precio máximo para cerrar la subasta en un precio mayor. Se puede comprobar fácilmente que la estrategia óptima del generador sería retirar la central 2 al precio mayor ($b_2 = 130$).

■

En este punto, es necesario señalar que los ejemplos presentados siempre están suponiendo implícitamente que los generadores están estableciendo su estrategia de oferta con información completa. Si en el ejemplo 2 los generadores no conocieran la demanda no podrían estar seguros que su retiro anticipado (a un precio mayor del racional) traería mayores ganancias. Esto puede llevar a suponer que se podrían evitar los comportamientos estratégicos simplemente reduciendo al máximo la información disponible para los agentes. No obstante, hay varias razones que contrastan con esta idea. La más importante es la de la reducción de la incertidumbre y el efecto que tiene esto sobre la *optimalidad* y la *eficiencia* de la subasta. La optimalidad hace referencia a la minimización del gasto del subastador para atender la demanda y, particularmente en las subastas de precio uniforme, se puede relacionar directamente con el precio de cierre de la subasta. La eficiencia hace referencia a que sean las centrales con menores costos las que sean contratadas. Por ejemplo, si comparamos los resultados del ejemplo 1 con los del ejemplo 4, podemos decir que la posición de las dos centrales generó un detrimento en la optimalidad de la subasta (precio de cierre más alto) pero no sobre la eficiencia (la subasta adjudicada en ambos casos es la central con menor costo). Retomando el problema de la incertidumbre, es importante recordar que la selección de una oferta óptima se realiza desconociendo el valor real de los futuros ingresos en el mercado eléctrico (M). En vez de eso, se hace la oferta basado en estimaciones de dicha variable (\hat{M}). Adicionalmente, los agentes participantes en este tipo de subasta se consideran agentes adversos al riesgo y por lo tanto, para establecer su oferta se tiene en cuenta no solo la estimación sino su incertidumbre, es decir, la diferencia entre el valor real y la estimación ($M - \hat{M} = \varepsilon_M$). Así pues, la estrategia de oferta bajo incertidumbre se establece con el fin de maximizar una función de Utilidad ($U(M)$) que depende tanto del valor estimado como de la incertidumbre de M , tal como se presenta en la siguiente ecuación.

$$b = \operatorname{argmax}(U(\hat{M}, \varepsilon_M))$$

Por ejemplo, si U es del tipo *Linear Mean-Variance Utility Function* (LMVUF), la función de utilidad del agente (U), estaría representada por la siguiente función:

$$U = E[R] - \gamma \operatorname{VAR}[R]$$

En esta función γ es una constante positiva que representa la aversión al riesgo; valores más altos indican una mayor aversión al riesgos. Por lo tanto, a mayor varianza ($\operatorname{VAR}[R]$), menor utilidad, siendo γ la variable con la que se pondera esta reducción. Reemplazando la variable R de la expresión anterior, por la ecuación 1-4, se tiene:

$$U = E[pQ + M] - \gamma VAR[pQ + M]$$

$$U = pQ + \bar{M} - \gamma VAR[M]$$

Se puede suponer que en general las estimaciones son aproximadamente iguales al valor medio de la variable M :

$$\hat{M} \approx \bar{M}$$

De esta manera, la varianza de la variable M puede reescribirse así:

$$VAR[M] = E[(M - \bar{M})^2]$$

$$VAR[M] = E[\varepsilon_M^2]$$

La función de utilidad puede quedar descrita en términos del valor esperado y el error, tal como se presenta a continuación:

$$U = pQ + \bar{M} - \gamma E[\varepsilon_M^2]$$

Finalmente, aunque no existe un valor máximo para U (ya que es una función lineal), la oferta sincera podría relacionarse con el menor precio que produzca un valor no negativo de la función U , tal como se hizo para determinar el precio racional de retiro \underline{p} (Ver ecuación 1-5). Entonces, igualando a cero y despenado p :

$$0 = pQ + \bar{M} - \gamma E[\varepsilon_M^2]$$

$$b = -\frac{\bar{M}}{Q} + \frac{\gamma}{Q} E[\varepsilon_M^2]$$

$$b = \underline{p} + \alpha E[\varepsilon_M^2]$$

El segundo término, del lado derecho de esta última ecuación muestra los efectos negativos que tiene la incertidumbre de los ingresos del mercado de energía (M) sobre la optimalidad de la subasta, ya que anticipa el retiro de los generadores adversos al riesgo en precios más altos, pero además puede tener efectos sobre la eficiencia de la subasta si los generadores tienen distintas preferencias de riesgo.

La prevención de estos efectos negativos de la incertidumbre sobre los resultados de la subasta, es el principal objetivo de la implementación de subastas dinámicas como la DCA.

En conclusión, existen indicios de que se puede establecer ofertas diferentes a la oferta sincera establecida (\underline{p}) antes de empezar la subasta. Se han identificado dos motivaciones principales: 1) El impacto que puede tener el ajuste de la oferta del generador sobre el precio de cierre de la subasta y 2) La reducción de la incertidumbre de las ganancias potenciales de una

oferta a la luz de la información obtenida durante la subasta, lo que incentiva ofertas más agresivas. Adicionalmente, se identificaron aspectos que deben ser tenidos en cuenta a la hora de analizar el proceso de adaptación de los generadores en la subasta, tales como, el efecto de la segmentación de las ofertas, la información que se revela antes y durante la subasta y la relación de los resultados de la subasta con los demás ingresos del generador, lo cual varía según el tipo de producto.

1.2.2. Objetivos

Con base en lo anterior, el objetivo principal de esta tesis doctoral es **desarrollar una metodología de modelamiento de subastas dinámicas en mercados eléctricos de largo plazo que incluya el comportamiento adaptativo de las ofertas de los agentes generadores**. Para lograrlo, se han propuesto tres objetivos específicos:

1. Desarrollar un modelo basado en agentes para analizar la adaptación de las ofertas de los generadores en una subasta dinámica del tipo reloj descendente
2. Estimar el efecto del diseño del producto sobre el desempeño de las subastas de reloj descendente en mercados eléctricos de largo plazo, contemplando explícitamente la adaptación de las ofertas durante la subasta. Específicamente se evaluará la eficiencia y la optimalidad de la subasta.
3. Desarrollar una metodología para la determinación de los parámetros del modelo desarrollado a partir de la información disponible en los mercados eléctricos de largo plazo.

1.3. Metodología

En [Li et al., 2011] se clasifican los trabajos orientados al estudio de las estrategias de oferta de los generadores según el enfoque de los modelos desarrollados:

- Formulación como un problema optimización
- Teoría de juegos competitivos
- Modelos basados en agentes (ABM por sus siglas en inglés)

Los primeros dos, son enfoques analíticos en los cuales se tienen relaciones matemáticas bien definidas entre las variables que intervienen en la toma de decisiones de los participantes del mercado; la principal diferencia entre los dos enfoques es que uno resuelve el problema de forma centralizada y el otro de forma descentralizado. En los modelos de optimización normalmente se ocupan del problema de decisión de un único agente quien decide centralizadamente lo que harán los demás agentes a partir de variables que describen el mercado de manera general y así se determina una oferta óptima. Por su parte, los modelos de teoría

de juegos establecen funciones de pago para los agentes en función de sus decisiones y las de los demás agentes y consecuentemente se establece un conjunto de ofertas que conforman un Equilibrio de Nash. Estos dos enfoques comparten la dificultad de representar en sus modelos, la complejidad técnica (restricciones técnicas, carácter estocástico de las variables, heterogeneidad de agentes, racionalidad limitada, etc.) de los mercados reales a partir de funciones analíticas.

Los ABM son descritos en [Li et al., 2011] como modelos en los que se dotan un conjunto de entidades, llamadas agentes, con funciones de utilidad y reglas de aprendizaje para que interactúen en un ambiente definido por reglas de interacción, llamado sistema. Este enfoque se diferencia de los dos primeros en que facilita la implementación de las particularidades del sector eléctrico, y facilita el estudio de más estados del sistema que simplemente las condiciones de equilibrio, lo que permite evaluar las estrategias de oferta de una manera más realista en el sector eléctrico.

Los primeros trabajos de ABM aplicados a los mercados del sector eléctrico surgen a finales del siglo pasado, y ha tenido un gran desarrollo en las últimas décadas, en parte porque el enfoque distribuido establece acciones que permiten maximizar la función de utilidad de los agentes en vez de establecer un plan para un óptimo global, las cuales pocas veces están respaldadas con incentivos naturales para que los agentes las cumplan [Robinson, 2004].

En [Weidlich and Veit, 2008] se presenta una revisión sobre modelos de agentes desarrollados para el estudio de los mercados del sector eléctrico. En esta revisión se evidencia que el foco de estos trabajos se ha concentrado principalmente en los mercados spot. Específicamente en tres temas: estrategias de oferta, poder de mercado y redes inteligentes. Por ejemplo, en cuanto a estrategias de oferta, en [Gallego V. and Duarte, 2011] se utilizan estos modelos para evaluar el impacto de los fenómenos climáticos sobre las estrategias de oferta de los generadores, en [Veit et al., 2009] para establecer el efecto que tiene la congestión de las líneas sobre las ofertas de los generadores, en [Aliabadi et al., 2017] para evaluar diferentes mecanismos de determinación de precio, en [Mahvi and Ardehali, 2011] para la determinación de estrategias de oferta de los generadores en un mercado de precios nodales y en [Farshad, 2015] para estudiar la interacción del mercado spot y el de reserva y su influencia sobre la determinación de ofertas de los generadores. Incluso estos modelos se ha usado no sólo para determinar las estrategias de oferta sino para calcular los precio de cierre de los mercados, como en [Azadeh et al., 2010] donde se comparan los pricing de una subasta de sobre cerrado para el mercado de corto plazo y en [Young et al., 2014] que se llegó a usar como mecanismo de estimación del precio Spot. En cuanto a poder de mercado, se encuentran aplicaciones sobre la relación entre el diseño del mercado y la colusión tácita entre los generadores [Mohtavipour et al., 2012], la influencia del poder de mercado en los precios del mercado spot [Rahimiyan and Rajabi Mashhadi, 2010] y el efecto de las señales de largo plazo sobre el ejercicio de poder de mercado en el corto plazo [Sanchez et al., 2009]. Finalmente entre las aplicaciones a redes inteligentes se destacan los trabajos sobre la penetración de los vehículos eléctricos en una red [Eppstein et al., 2011] y los programas de ges-

tión de la demanda basados en precios [Yousefi et al., 2011] [Thimmapuram and Kim, 2013] [Kowalska-Pyzalska et al., 2014].

Aunque no son tan abundantes, también han surgido en los últimos años algunos trabajos en los que se implementan modelos de agentes para evaluar mercados de largo plazo en el sector eléctrico como [Torres-V and Gallego-Vega, 2015] en el que se estudian las estrategias de oferta de los generadores en un mercado de último recurso y [Bhagwat et al., 2017] en el que se hace un análisis sobre la conveniencia de un mercado de capacidad en un sistema con alta penetración de fuentes renovables.

Teniendo en cuenta que los ABM, al permitir la exploración de múltiples estados del sistema, ofrecen ventajas para el estudio de las estrategias de oferta y el gran número de ejemplos del uso de estos modelos en el sector eléctrico, se ha decidido diseñar e implementar un modelo basado en agentes para alcanzar los objetivos propuestos. A continuación se expondrán algunos detalles que permitirán entender a fondo la metodología implementada.

1.3.1. Proceso CoSMoS

Para alcanzar los objetivos propuestos en esta tesis, se desarrolló un ABM con base en el proceso CoSMoS (Complex Systems Modeling and Simulation) [Andrews et al., 2010]. Este proceso es esencialmente una metodología que provee lineamientos y técnicas para facilitar la construcción y exploración de simulaciones de ABM [Polack, 2015].

El proceso CoSMoS consta de 3 fases:

1. Fase de descubrimiento
2. Fase de desarrollo
3. Fase de exploración

En la primera fase se establecen las bases científicas para abordar el problema de interés, se puntualizan los objetivos que se propone alcanzar y se delimita el sistema que se va a modelar. Los resultados de estas actividades se consolidan en dos productos concretos. Por un lado está el *Contexto de la Investigación*, que contiene el marco conceptual, el estado del arte y los objetivos propuestos. El segundo producto es el *Modelo del Sistema* en el que se establecen los lineamientos del sistema de interés y se concreta la pregunta de investigación a resolver. La principal diferencia entre ambos productos es que este último implica una formalización del problema mediante la cual sea identificado qué se considerara como parte de los agentes, qué como el ambiente en el que interactúan y cuáles son las dinámicas que se establecen entre ellos, describiéndolas matemáticamente o mediante algún diagrama.

En la fase de desarrollo se reescribe el *Modelo del Sistema* en términos del ABM y se implementa en la plataforma de simulación. Luego de programar el modelo se deben realizar procesos de calibración y validación del ABM y se establece una línea base sobre la cual se podrán comparar los demás resultados. El proceso CoSMoS define que los productos

que resultan de esta fase son el *Modelo de la Plataforma* de simulación y la *Plataforma de Simulación*.

En la fase de exploración se obtiene el último producto del proceso: los *Resultados del Modelo*. Estos corresponden a las salidas de las simulaciones ejecutadas durante la experimentación sobre el modelo implementado y su correspondiente análisis.

Finalmente, es importante mencionar que esta metodología tiene un carácter cíclico ya que cada uno de los productos es susceptible de ser revisado con base en los *Resultados del Modelo*, y de esta manera sería necesaria una segunda iteración de los productos sucesivos en el proceso para garantizar la consistencia.

Cada uno de los tres objetivos propuestos se ha abordado a partir de un ABM. Sin embargo, ya que los tres ABM están íntimamente relacionados no se han llevado a cabo tres procesos CoSMoS de manera separada. En realidad, se podría considerar como iteraciones sucesivas de un mismo proceso.

1.3.2. Aprendizaje por Refuerzo: Q-learning

Los ABM se basan en la interacción de un conjunto de agentes que tienen una función objetivo propia que optimizan mediante la selección de las alternativas que tengan disponibles. En este contexto, el punto principal de este tipo de modelos es la definición de las reglas de interacción entre agentes y el sistema y la dinámica mediante la cual sus elecciones convergen hacia un punto de equilibrio. Entre las distintos enfoques que han surgido para abordar este problema, se pueden mencionar la teoría de juegos evolutiva (*Evolutionary game theory*), las dinámicas de imitación (*Replicator dynamics*) y el aprendizaje por refuerzo (*Reinforcement Learning*). Los dos primeros surgen de la teoría de juegos y basan la dinámica de los agentes en funciones de ajuste mediante las cuales se comparan las elecciones de un agente y la de sus contrapartes para determinar sus elecciones [Webb, 2007]. Por su parte, la dinámica del aprendizaje por refuerzo se basa en la adaptación de criterios de decisión en función de una recompensa (*Reward*) que depende de la interacción agente-ambiente. En este caso el ambiente puede incluir tanto las decisiones de los competidores como condiciones propias del mismo agente y aspectos externos propios del sistema [Sutton and Barto, 2012]. La flexibilidad que ofrece este enfoque lo hace adecuado para el modelamiento del problema que se busca abordar en esta tesis.

El aprendizaje por refuerzo consiste en establecer una estrategia, i.e. una regla de decisión para elegir entre distintas acciones dado un estado (situación) determinado. De esta manera, se define un conjunto de estados ($S(h_r)$) para cada agente, que están en función de la información que se recibe del sistema, siendo S un conjunto finito y discreto.

En cada $s \in S$ se define un conjunto de acciones ($A(s)$), finito y discreto, entre las cuales cada agente debe decidir. El objetivo de esta metodología es determinar una *política de elección de las alternativas en cada estado* (Π) de tal forma que se maximice la función objetivo (R). Esta política se puede expresar a partir de una función de probabilidad definida sobre las

posibles acciones para cada estado.

$$\Pi = P(a|s), \forall s \in S, \forall a \in A(s)$$

Para problemas episódicos, como el que estamos analizando, la función objetivo (R) puede reducirse al resultado obtenido luego de llegar a un estado terminal (s^*). En el problema que estamos analizando, R corresponde a lo presentado en la ecuación 1-4 y el estado terminal hace referencia al fin de la subasta.

Para encontrar la política óptima, la metodología de aprendizaje realiza un proceso iterativo en el que:

1. Se determina R dada una política
2. Se cambia (mejora) progresivamente esa política con el objetivo de aumentar R

En este proceso se debe equilibrar, a lo largo de su desarrollo, la exploración y la explotación de las distintas alternativas en cada estado. Exploración se refiere al hecho de probar las todas las alternativas con el fin de conocer las que mejores resultados ofrecen. A su vez, la explotación se refiere a escoger sistemáticamente las alternativas que mejores resultados consiguen.

Una de las metodologías de aprendizaje por refuerzo es *Q-learning*. Su nombre hace referencia a que el proceso de aprendizaje se realiza con base en la función $Q(s, a)$ también llamada función de evaluación de estados (s) y acciones (a). Esta matriz almacena el resultado de elegir una acción en un estado determinado, a lo largo de una simulación, mediante la ecuación 1-8.

$$Q(s, a)_{t+1} = Q(s_t, a_t)(1 - \alpha_{sa}) - \alpha_{sa}(Q(s_{t+1}, a^*) + R - Q(s_t, a_t)) \quad (1-8)$$

$$\alpha_{sa} = \frac{1}{1 + n_{sa}}$$

En el siguiente ejemplo se ilustra el planteamiento de un problema de aprendizaje por refuerzo.

Ejemplo 5

Para la definición de un problema de aprendizaje por refuerzo, lo primero que se debe hacer es identificar la información que puede percibir el agente del ambiente, para establecer los estados que permitirán esquematizar dicha percepción. Por ejemplo, en el problema del ejemplo 4, el agente sólo conoce el precio de ronda (p_r) y si la subasta permanece abierta o si ya ha cerrado. Sin embargo, en la definición de los estados también se deben incluir las condiciones del agente que condicionan las alternativas disponibles. Para este ejemplo,

el número de centrales que tenga el generador (C_{in}), determina las alternativas de decisión. Así pues, podríamos definir el conjunto de estados (S) teniendo en cuenta niveles de precios de la subasta (p_r), número de centrales (C_{in}) y si la subasta terminó ($x = 1$) o continúa ($x = 0$), tal como se presenta a continuación:

$$S = \left\{ \begin{array}{ll} s_1 & \text{si } 120 \leq p_r \leq 140, x = 0, C_{in} = 2 \\ s_2 & \text{si } 115 \leq p_r < 120, x = 0, C_{in} = 2 \\ s_3 & \text{si } p_r < 115, x = 0, C_{in} = 2 \\ s_4 & \text{si } 120 \leq p_r, 140, x = 0, C_{in} = 1 \\ s_5 & \text{si } 115 \leq p_r < 120, x = 0, C_{in} = 1 \\ s_6 & \text{si } p_r < 115, x = 0, C_{in} = 1 \\ s^* & \text{si } x = 1 \end{array} \right.$$

Ahora se deben definir los conjuntos de acciones para cada estado. La filosofía para determinar las acciones es la de dar la posibilidad de explorar todas las opciones disponibles de una manera eficiente. Por ejemplo, se pueden determinar 3 acciones: (i) no retirar ninguna central (a_0), (ii) retirar la central menos rentable (a_1) o (iii) retirar dos centrales (a_2). Sin embargo, si el agente se encuentra en un estado donde sólo tiene una central, la opción a_2 no puede estar presente.

$$A_1(s) = \{a_0, a_1, a_2\}, s \in \{s_1, s_2, s_3\}$$

$$A_2(s) = \{a_0, a_1\}, s \in \{s_4, s_5, s_6\}$$

Es importante aclarar que para cada problema, existen varias posibilidades de establecer S y $A(s)$. Por ejemplo, se hubiese podido escoger otros intervalos de precios o incluir la posibilidad de retirar primero la central más rentable, y en esos casos los conjuntos $A(s)$ y S serían distintos.

Es importante tener en cuenta a la hora de establecer los parámetros del problema de aprendizaje, que se logre una exploración completa pero eficiente (con el menor número de estados y acciones posibles) y que el resultado permita dar respuesta al problema en los términos deseados.

Basta con seguir el desarrollo de la subasta para saber, que solo serán visitados los estados s_1 , s_2 y s_3 (porque la subasta cierra con el retiro de sólo una central), y la acción óptima en los tres estados será a_1 , ya que a_0 disminuye progresivamente el valor de R y a_2 hace $R = 0$.

■

1.3.3. Estructura de las Simulaciones: Experimentos, Casos y Escenarios

Se realizan varios experimentos para analizar distintos aspectos sobre las estrategias de equilibrio. En cada experimento se definen casos con base en los aspectos evaluados y cada caso comprende una serie de escenarios en los que se analizan algunas variables que pueden tener impacto sobre las conclusiones. Todos los escenarios se simulan varias veces para evaluar la consistencia del resultado y cada simulación comprende varios episodios del proceso de aprendizaje. A continuación se profundiza un poco más sobre estos conceptos que serán fundamentales para la lectura de este documento.

1. **Episodios:** En los modelos *Q-learning* para analizar problemas episódicos, los agentes aprenden a través de repetir el mismo juego y adaptar sus estrategias con base en los resultados de cada repetición. Cada una de estas iteraciones se denomina episodio. Particularmente en esta tesis doctoral, el resultado de un episodio es simplemente la actualización de $Q(s, a)$ a partir del *Reward* obtenido por cada agente al final de una subasta.
2. **Simulación:** En este documento, la simulación se refiere a un proceso de aprendizaje completo, es decir, en el que se consolida la matriz $Q(s, a)$ y de la que se puede inferir las estrategias establecidas por los agentes. Una simulación está constituida por un gran número de episodios (cientos o incluso miles), con la intención de asegurar la convergencia del proceso de aprendizaje.
3. **Escenarios:** Se refiere la definición específica de todos los parámetros que se han incluido en los modelos. Para asegurar la consistencia de los resultados, el análisis de un escenario se realiza con base los resultados de varias simulaciones.
4. **Caso:** Se refiere a un grupo de escenarios que tienen aspectos fundamentales en común. Estos aspectos son en realidad algunas características sobre las que se tienen especial interés ya que están directamente relacionadas con los objetivos del experimento.
5. **Experimento:** Se refiere a un conjunto de casos con los que se busca analizar aspectos relacionados con los objetivos de esta tesis doctoral.

En total se realizaron 3 experimentos y 23 casos tal como se presenta en la tabla **1-1**. Los primeros 4 casos no están agrupados en ningún experimento ya que cada uno busca ejemplificar el efecto de algún aspecto particular sobre la adaptación y no es necesario articularlos entre sí. Los casos del 5 al 13 sí están articulados en el experimento que busca evaluar el efecto de la información sobre la adaptación de la oferta, el cual corresponde al primer objetivo específico de esta tesis doctoral. En cada uno de estos casos se evaluaron 18 escenarios y 30 simulaciones por escenario.

Los casos del 14 al 19, hacen parte del experimento que busca comparar el efecto del producto subastado sobre la adaptación de la oferta y la eficiencia y optimalidad de la subasta, correspondiente con el segundo objetivo específico. En cada caso se evaluaron 8 escenarios para cada producto para un total de 16 escenarios por caso. En cada escenario se hicieron 10 simulaciones.

Por último, los casos del 20 al 23 sirven para ejemplificar la metodología de aplicación del modelo de agentes desarrollado en este trabajo. En cada caso se realizaron 30 simulaciones. Tal como se mencionará más adelante en el documento, el número de episodios de cada escenario se determinó en función de la convergencia del algoritmo de aprendizaje de los agentes adaptativos.

Tabla 1-1.: Inventario de experimentos y casos del documento

| Experimento | Casos | Escenarios por cada caso | Simulaciones por cada escenario |
|---|--|---------------------------------|--|
| No Aplica | Caso 1 Caso 2 Caso 3 Caso 4 | 1 | 30 |
| Experimento efecto de la información sobre la adaptación de la oferta | Caso 5 Caso 6 Caso 7 Caso 8 Caso 9 Caso 10 Caso 11 Caso 12 Caso 13 | 18 | 30 |
| Experimento comparación de productos | Caso 14 Caso 15 Caso 16 Caso 17 Caso 18 Caso 19 | 16 | 10 |
| Experimento aplicación de la Metodología | Caso 20 Caso 21 Caso 22 Caso 23 | 1 | 30 |

1.3.4. Estructura del Documento

El segundo capítulo de este documento se enfoca en el problema de la adaptación de agentes en función de la información revelada durante subastas dinámicas. Para esto se plantea un modelo de aprendizaje por refuerzo, se analizan problemas básicos para establecer una línea base que facilite el análisis de casos más complejos y finalmente se analiza la adaptación de los agentes bajo distintos escenarios de información.

El tercer capítulo complementa el modelo de aprendizaje por refuerzo con un modelo de mercado de energía que permite caracterizar con mayor detalle los productos de una subasta de capacidad. Este modelo se utiliza para comparar la influencia que tiene el tipo de producto en los resultados de este tipo de subastas. El análisis se desarrolla teniendo en cuenta una serie de escenarios de mercados de energía en los que se varían aspectos como la concentración de mercado y la tecnología de generación.

En el cuarto capítulo se identifican las ventajas y limitaciones de la aplicación del modelo desarrollado para el análisis de un mercado real y se propone una metodología para determinar los parámetros fundamentales a partir de la información del mercado de energía. Adicionalmente se presenta un ejemplo de aplicación de dicha metodología.

Finalmente, en el quinto capítulo se consolidan las principales conclusiones de esta tesis doctoral.

2. Modelamiento de la Adaptación Estratégica en Subastas de Reloj Descendente

El proceso CoSMoS, que guiará el desarrollo de esta tesis, inició en las secciones 1.1 y 1.2 donde se esbozan el *Contexto de la Investigación* y el *Modelo del Sistema* respectivamente. En este capítulo se continuará con ese proceso hasta completar el desarrollo y exploración de un modelo de aprendizaje por refuerzo basado en agentes (ABM) para estudiar la adaptación de los participantes durante una subasta de reloj descendente (DCA).

En primer lugar, se debe puntualizar la pregunta de investigación que se busca resolver en este capítulo, correspondiente al primer objetivo específico de esta tesis doctoral: la adaptación de la oferta durante una DCA.

Tal como se mencionó en la sección 1.1, los primeros trabajos sobre DCA hacían énfasis en que una de las principales ventajas que ofrecen estas subastas es el hecho de revelar información a lo largo de su desarrollo, permitiendo a los participantes ofertar con mayor *sinceridad*, refiriéndose esto a que las ofertas que realizan en la subastas reflejan la verdadera valoración que tienen sobre el bien. En consecuencia, el equilibrio al que se llega en este tipo de subasta es uno en el que todos los participantes terminan ofertando sinceramente [Cramton, 1998]. Sin embargo, trabajos como [Barroso et al., 2010b] y [Bezerra et al., 2011] basan sus modelos en la suposición de que las ofertas de los generadores que participan en subastas DCA no modifican la estrategia de oferta durante la subasta.

Por su parte, en [Harbord and Pagnozzi, 2008] se presenta un estudio sobre la implementación del mercado de energía firme de Colombia que utiliza una DCA como mecanismo de asignación. En dicho estudio se detectó que uno de los generadores realizó una oferta estratégica cuando se percibió como pivotal, dando evidencia de que es posible definir la oferta con base en las circunstancias de la subasta en un momento dado. En ese mismo sentido, en [Torres-V and Gallego-Vega, 2015], luego de analizar un mercado de contratos de suministro de energía para usuarios de último recurso que utilizaba como mecanismo de asignación una DCA, se concluye que los generadores tienen incentivos para retener cantidad ofertada si hay una baja probabilidad de que la subasta cierre en la próxima ronda.

Por lo tanto, aunque la adaptación de las ofertas es una característica conocida de este tipo de subastas, y aunque haya evidencia de equilibrios con ofertas no sinceras, la mayoría de los modelos realizados sobre este tipo de subastas han pasado por alto el proceso de adaptación

de estas ofertas y por ende, la posibilidad de que se establezcan equilibrios diferentes a los de ofertas sinceras.

En este contexto, podemos plantear tres preguntas puntuales: *¿Pueden los participantes de una subasta de reloj descendente adaptar sus ofertas con base en la información revelada durante la subasta? ¿A qué tipo de equilibrios puede llevar dicha adaptación? ¿Cómo se desarrolla dicha adaptación?*

Para expresar esto en términos del *Modelo del Sistema* (Sección 1.2), es preciso retomar la función de oferta del generador que se presenta en la ecuación 1-1, en donde la variable b_i representa el precio de retiro de la(s) central(es) con la que participa en la subasta. En estos términos, las preguntas anteriores indagan si los generadores modifican b_i en función de la información que reciben durante la subasta. Se partirá suponiendo que b_i es igual a la oferta sincera (\underline{p}_i) (Ver ecuación 1-5) y se comparará con la oferta que determine el ABM (b_i^*).

En las siguientes secciones se presenta el ABM que se ha desarrollado para resolver estos interrogantes y los resultados de los experimentos propuestos.

2.1. Descripción del Modelo

Como se mencionó anteriormente, el objetivo del modelo que se desarrolla en este capítulo es explorar la adaptación de la oferta en función de la información revelada durante la subasta. Antes comenzar a describir el modelo, es preciso establecer las suposiciones sobre las cuales se establece.

1. Se modela una subasta de reloj descendente (DCA) a través de la cual se adquiere una cantidad fija de capacidad. Es decir, la demanda de capacidad en la subasta es inelástica.
2. Se utiliza el mismo vector de precios de ronda para todos los experimentos, lo que también define un número de rondas fijo (N_r) para todas las simulaciones.
3. Los generadores participan en la subasta de capacidad ofertando proyectos de centrales de generación de energía. Cada central representa cierta cantidad de capacidad y la única decisión posible sobre una central es retirarla o mantenerla en la subasta. No son posibles retiros parciales de una central.
4. La remuneración esperada de un generador está dada por la ecuación 1-4, donde M es un valor asignado arbitrariamente en cada experimento.

En los próximos capítulos se incluirán factores propios de los mercados de capacidad como la dependencia entre el mercado spot y la remuneración del generador.

Por otro lado, hay tres elementos fundamentales para el planteamiento de un ABM tipo Q-learning: Conjunto de estados del sistema (S), conjunto acciones de cada estado ($A(s)$ $\forall s \in S$) y la recompensa obtenida por los agentes durante el experimento (r_{t+1}).

El conjunto de estados del sistema (S) está conformado por un número finito de situaciones del ambiente en el que interactúan los agentes. Su definición incluye las variables que pueden percibir los agentes y que a su vez pueden afectar la definición de sus estrategias. Puntualmente para este modelo, en el que se está explorando la adaptación de la oferta en función de la información revelada durante la subasta, los estados son definidos con base en la información disponible de cada experimento.

La información disponible en este tipo de subastas puede variar según lo disponga el subastador. Una posibilidad es que los participantes solamente están enterados de si la subasta continúa abierta y de cuál es el precio de ronda (siendo esta la mínima información para el desarrollo de la DCA). Adicionalmente se podría dar información sobre la curva de demanda y sobre los participantes que se han retirado durante la subasta (precio de retiro, cantidad retirada o ambas). Con base en esto, se han definido 3 tipos de conjuntos de estados:

1. S_{NI} : Estados sin información de retiro de ofertas
2. S_{IP} : Estados con información sobre precios de retiro
3. S_{IQ} : Estados con información sobre cantidades retiradas

2.1.1. Estados Sin Información de Retiro de Ofertas

Como se mencionó anteriormente, la información mínima de la que se dispone durante este tipo de subastas es el precio de ronda (P_r) y la información sobre si la subasta está abierta o ya ha sido cerrada. Adicionalmente, hay una variable propia de la situación del agente que influye sobre las acciones que pueda tomar en una determinada situación: la inflexibilidad de su oferta. Por ejemplo, si un generador participa en una subasta de capacidad únicamente con una central, solo cuenta con dos acciones posibles, mantenerla o retirarla. Ahora bien, si el generador participa con dos centrales en la subasta, tendría 4 opciones de oferta: Retirar ambas, sólo retirar una, sólo retirar la otra o no retirar ninguna. En este orden de ideas, tal como se presenta en la tabla **2-1**, el conjunto de estados para casos con información mínima (S_{NI}) está definido por el estado de la subasta (Abierta, Cerrada), el precio de ronda (P_r) y el número de centrales disponibles en la subasta (C_{in}). El número de estados depende del número de centrales del generador (C) y el número de rondas de la subasta (N_r). Hay un estado para cada combinación de P_r y $C_{in} > 0$. Adicionalmente hay un estado inicial (s_1) en el que todos los generadores tienen sus centrales ofertadas en la subasta, un estado cuando no se tienen centrales en la subasta ($C_{in} = 0$) pero la subasta aún permanece abierta y un estado final correspondiente al cierre de la subasta.

Una vez definido el conjunto de estados (S), se puede definir el conjunto de acciones para cada estado ($A(s)$). Como se mencionó previamente, la oferta de cada central es inflexible por lo que A tiene $2^{C_{in}}$ posibles acciones. Por ejemplo, cuando el agente tiene 2 centrales ($C_{in} = 2$) podría tener 4 acciones posibles. No obstante, en el modelo propuesto se reduce el número de acciones incluidas en A , eliminando las acciones no esperadas, definidas así

| Estado | Subasta | Precio de Ronda (P_r) | C_{in} |
|-----------------|----------|---------------------------|----------|
| 1 | Abierta | P_{max} | C |
| 2 | Abierta | P_1 | C |
| 3 | Abierta | P_1 | C-1 |
| 4 | Abierta | P_1 | C-2 |
| \vdots | \vdots | \vdots | \vdots |
| C+1 | Abierta | P_2 | 1 |
| C+2 | Abierta | P_2 | C |
| \vdots | \vdots | \vdots | \vdots |
| $1+C \cdot N_r$ | Abierta | P_N | 1 |
| $2+C \cdot N_r$ | Abierta | $P > P_{min}$ | 0 |
| $3+C \cdot N_r$ | Cerrada | P_{min} | - |

Tabla 2-1.: Definición de estados para experimentos sin información revelada

en función de la variable M de cada central. Tal como se mencionó en la sección 1.2, esta variable representa la rentabilidad que se espera de la central en el mercado Spot. Con base en la M de cada central, se definen $C_{in} + 1$ acciones para cada estado de tal forma que sea posible retirar cualquier número de centrales, pero limitándose solo a las menos rentables, es decir las que tiene un valor de M más bajo. Por ejemplo, si $C_{in} = 3$ se tendrían 4 opciones, retirar la central menos rentable (a_1), retirar las dos centrales menos rentables (a_2), retirar todas las centrales (a_3) o no retirar ninguna (a_0). Incluir las acciones no esperadas (retirar las centrales más rentables primero), puede generar problemas de dimensionalidad en los experimentos, lo que dificultaría la convergencia del modelo.

Por último, se debe definir la recompensa obtenida por los agentes en el experimento (r_{t+1} de la ecuación 1-8). Los problemas de agentes en los que se puede identificar estados de inicio y estados terminales se clasifican como episódicos. En este tipo de problemas es común que r_{t+1} solo tenga un valor distinto de 0 para los estados finales, tal como sucede con este tipo de subasta en la que se puede identificar un estado final: el cierre de la subasta. Cuando se llega a ese estado se realizan las asignaciones entre los ganadores y el *reward* obtenido se calcula conforme a la ecuación 1-4. Así pues, r_{t+1} será 0 para todos los estados exceptuando el cierre de la subasta cuando se calculará de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$r_{t+1} = P_r \cdot \sum^{C_{in}} Q + \sum^{C_{in}} M \quad (2-1)$$

2.1.2. Estados Con Información Sobre Retiro de Ofertas

Cuando los agentes disponen de información adicional pueden percibir con mayor exactitud el ambiente en el que interactúan y así mejorar su estrategia de oferta. Dicha mejora en la percepción del ambiente se puede incluir en la definición de los estados del sistema. El

modelo propuesto en este capítulo incluye dos variables adicionales a las presentadas en la sección anterior, una sobre la cantidad retirada y otra sobre los precios de retiro.

Es importante anotar que, aunque la información revelada en la subasta podría parametrizarse a partir de un gran número de variables, por razones de convergencia y restricciones en los recursos computacionales, es indispensable determinar un número pequeño de variables que permitan caracterizar eficientemente las distintas situaciones del ambiente que afectan el establecimiento de la estrategia de oferta

En este modelo se utilizará la cantidad total retirada (QR) de la subasta como un indicador que resume la información de los retiros de los competidores. QR es simplemente la suma de la capacidad de cada una de las centrales retiradas:

$$QR = \sum_{i=1}^{N_{wd}} Q_i \quad (2-2)$$

QR permite a los agentes tener una información sobre el nivel de competencia que mantiene la subasta y puede también ser utilizado como una señal de qué tan probable es el cierre. Si bien es cierto que el no saber la demanda de la subasta dificulta calcular la probabilidad del cierre, normalmente los agentes que participan en subastas tiene estimaciones de la demanda que, combinadas con las cantidades retiradas, les permiten ajustar sus percepciones sobre el momento de cierre de la subasta. Por ejemplo, si la subasta está en la primera ronda y nadie se ha retirado, la expectativa de que la subasta cierre es menos fuerte que en el caso en el que han transcurrido varias rondas y se ha retirado la mitad del de la oferta inicial. Por lo anterior esta información puede afectar el establecimiento de las estrategias de oferta de los generadores.

Por otro lado, para resumir la información relacionada con los precios de retiro, se propone construir un indicador que aproxime a los agentes a la valoración que tiene el mercado (todos los agentes en conjunto) sobre el bien subastado. El indicador propuesto se ha denominado *indicador de precio de retiro (IPR)* y se calcula con base en los precios de retiro (PR) de las centrales retiradas (N_{Cout}), el precio máximo de la ronda actual (P_r), el número de centrales que permanece en la subasta (N_{Cin}) y la valoración propia sobre el bien (b_0).

$$IPR = \frac{b_0 + \sum_{i=1}^{N_{Cout}} PR_i + P_r \cdot N_{Cin}}{1 + N_{Cout} + N_{Cin}} \quad (2-3)$$

IPR es un indicador sobre el valor del bien con el que se podría evaluar el riesgo de caer en lo que se conoce en teoría de subastas como la *maldición del ganador*. Esta se refiere al evento en el que un participante gana el bien subastado pero el precio que se fija por él termina generando una pérdida en vez de una ganancia. Por ejemplo si un generador termina adjudicando sus centrales por un precio muy bajo, inferior al necesario para que sea rentable, haber ganado en la subasta terminará generándole pérdidas en vez de ganancias. Por lo anterior, *IPR* indicaría el máximo valor que podría tener el promedio de las valoraciones de

todos los participantes de la subasta. Así pues, diferencias grandes entre IPR y P_r ($IPR - P_r$) podrían interpretarse como un alto riesgo de incurrir en la maldición del ganador, lo que su vez condiciona el establecimiento de las estrategias de oferta.

Para la inclusión de estas variables en la definición de los estados, se establece un intervalo para diferenciar 3 situaciones así:

1. Nivel alto: Cuando el indicador calculado es mayor que el máximo valor del intervalo
2. Nivel medio: Cuando el indicador calculado está dentro del intervalo
3. Nivel bajo: Cuando el indicador es menor al mínimo valor del intervalo

Para la comparación del indicador IPR , el intervalo es $[\Delta P_1, \Delta P_2]$ y para QR es $[QR_1, QR_2]$. Con estas variables se establecen los conjuntos de estados S_{IP} y S_{IQ} presentados en las tablas **2-2** y **2-3** respectivamente.

| Estado | Subasta | P_r | C_{in} | $IPR - P_r$ |
|--------------|---------|---------------|----------|---|
| 1 | Abierta | P_{max} | C | 0 |
| 2 | Abierta | P_1 | C | $(IPR - P_r) < \Delta P_1$ |
| 3 | Abierta | P_1 | C | $\Delta P_1 \leq (IPR - P_r) \leq \Delta P_2$ |
| 4 | Abierta | P_1 | C | $\Delta P_2 < (IPR - P_r)$ |
| 5 | Abierta | P_1 | C-1 | $(IPR - P_r) < \Delta P_1$ |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| 1+3C | Abierta | P_1 | 1 | $\Delta P_2 < (IPR - P_r)$ |
| 2+3C | Abierta | P_2 | C | $(IPR - P_r) < \Delta P_1$ |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| 1+3C· N_r | Abierta | P_N | 1 | $\Delta P_2 < (IPR - P_r)$ |
| 2+3C· N_r | Abierta | $P > P_{min}$ | 0 | - |
| 3 +3C· N_r | Cerrada | P_{min} | - | - |

Tabla 2-2.: Definición de estados para experimentos con información revelada sobre precios de retiro

Al igual que en los experimentos con mínima información hay

- Un estado inicial
- Un estado para cuando el generador no tiene ninguna central pero la subasta permanece abierta
- Un estado terminal correspondiente al cierre de la subasta

| Estado | Subasta | P_r | C_{in} | QR |
|---------------|----------|-----------|----------|--------------------------|
| 1 | Abierta | P_{max} | C | 0 |
| 2 | Abierta | P_1 | C | $QR < QR_1$ |
| 3 | Abierta | P_1 | C | $QR_1 \leq QR \leq QR_2$ |
| 4 | Abierta | P_1 | C | $QR_2 < QR$ |
| 5 | Abierta | P_1 | C-1 | $QR < QR_1$ |
| \vdots | \vdots | \vdots | \vdots | \vdots |
| 1+3C | Abierta | P_1 | 1 | $QR_2 < QR$ |
| 2+3C | Abierta | P_2 | C | $QR < QR_1$ |
| \vdots | \vdots | \vdots | \vdots | \vdots |
| 1+3C· N_r | Abierta | P_N | 1 | $QR_2 < QR$ |
| 2+3C· N_r | Abierta | - | 0 | - |
| 3 + 3C· N_r | Cerrada | - | - | - |

Tabla 2-3.: Definición de estados para experimentos con información revelada sobre cantidades retiradas

Además de estos tres estados, el modelo incluye $3 \cdot N_r \cdot C$ estados: uno por cada precio de ronda, por cada valor posible de C_{in} y por cada nivel de la variable de información.

Los experimentos que utilizan este conjunto de estados tienen la misma metodología que se presentó en la sección anterior para determinar el conjunto de acciones y la recompensa de los agentes.

En el siguiente ejemplo se busca dar claridad sobre la manera en la que se determinaría en cuál estado está un agente, dadas sus condiciones particulares.

Ejemplo 6

Vamos analizar una subasta de reloj descendente con 7 agentes, entre ellos el agente A quien busca adjudicar dos centrales idénticas en la subasta, cada una puede atender 10 productos y tiene una oferta sincera igual a 100 ($\underline{p} = 100$). Los demás agentes sólo ofertan una central cada uno. De esta manera hay un total de 8 centrales participantes.

$$P_{auc} = [88, 92, 96, 100, 104, 108, 12, 116, 120, 124]$$

La subasta se desarrolla en 10 rondas cuyos precios están dados por el vector P_{auc} . El desarrollo de la subasta se describe a continuación:

- **Inicio de la subasta:** El precio de inicio de subasta es 128. Todas las centrales deciden participar en la subasta.
- **Ronda 1:** Inicia la subasta con un precio de ronda de 124 (precio mínimo). Ninguna central decide retirarse.

- **Ronda 2:** En la segunda ronda se retira una central cuya oferta era de 10 productos a un precio de 120.
- **Ronda 3:** Se retiran dos centrales, una de 10 y otra de 20 productos a un precio de 116.
- **Ronda 4:** No se retira ninguna central.
- **Ronda 5:** El agente A retira una de sus centrales a un precio de 108.
- **Ronda 6:** No se retira ninguna central.
- **Ronda 7:** El agente A retira su segunda central a un precio de 100
- **Ronda 8:** No se retira ninguna central.
- **Ronda 9:** Se retira una central a un precio de 92, haciendo que la subasta cierre
- **Cierre de la subasta:** El precio de cierre es de 92 y se adjudicaron dos centrales.

En la tabla 2-4 se presenta las variables para la definición de los estados para el agente A en cada ronda incluyendo tanto los estados con información sobre cantidad retirada (S_{IQ}), como los estados con información sobre precio de retiro (S_{IP}). Para la determinación de los estados se utilizaron los siguientes intervalos de comparación para cada indicador:

$$[\Delta P_1, \Delta P_2] = [5, 10]$$

$$[QR_1, QR_2] = [27, 54]$$

Tabla 2-4.: Estados del agente A durante la subasta

| | P_r | C_{in} | IPR | $IPR - P_r$ | Nivel IPR | QR | Nivel QR | S_{IP} | S_{IQ} |
|---------|-------|----------|-------|-------------|----------------|------|---------------|----------|----------|
| Inicio | 128 | 2 | 0 | 0 | Bajo | 0 | Bajo | 1 | 1 |
| Ronda 1 | 124 | 2 | 0 | 0 | Bajo | 0 | Bajo | 2 | 2 |
| Ronda 2 | 120 | 2 | 120.6 | 0.6 | Bajo | 0 | Bajo | 8 | 8 |
| Ronda 3 | 116 | 2 | 117.1 | 1.1 | Bajo | 10 | Bajo | 14 | 14 |
| Ronda 4 | 112 | 2 | 114.3 | 2.3 | Bajo | 40 | Medio | 20 | 21 |
| Ronda 5 | 108 | 2 | 112.6 | 4.6 | Bajo | 40 | Medio | 26 | 27 |
| Ronda 6 | 104 | 1 | 110.9 | 6.9 | Medio | 50 | Alto | 36 | 36 |
| Ronda 7 | 100 | 1 | 109.1 | 9.1 | Medio | 50 | Alto | 42 | 42 |
| Ronda 8 | 96 | 0 | 107.4 | 11.4 | Alto | 60 | Alto | 62 | 62 |
| Ronda 9 | 92 | 0 | 105.7 | 13.7 | Alto | 60 | Alto | 63 | 63 |

Para ejemplificar el cálculo de los indicadores, calcularemos los indicadores para la ronda 3. En primer lugar, para calcular IPR tenemos que $b_0 = 100$, $N_{Cout} = 1$, $N_{Cin} = 5$, $P_r = 120$ y $PR = [120]$. Nótese que en la Ronda 3 solo se conoce lo que ha pasado antes, es decir los retiros que suceden en esa ronda no son tenidos en cuenta y por lo tanto la única información que se tiene es el retiro de la primera central. También es importante hacer notar que el precio P_r que se utiliza para calcular IPR , es en realidad el precio máximo de la ronda, y tal como se mencionó cuando se describió la dinámica de la subasta, corresponde al precio mínimo de la ronda anterior. De esta manera, en la ronda 3:

$$IPR = \frac{100 + 120 + 5 * 120}{1 + 1 + 5} = 117,1$$

$$IPR - P_r = \frac{100 + 120 + 5 * 120}{1 + 1 + 5} = 1,1$$

Al comparar este valor con el intervalo correspondiente, se clasifica como bajo y por lo tanto el estado correspondiente es el 14, calculado de la siguiente forma:

$$s = (Nv_P - 1) * C * 3 + (Nv_C - 1) * 3 + Nv_{IPR}$$

Donde Nv_P es igual al número de ronda, Nv_C corresponde al nivel de cantidad de oferta propia en la subasta (Nivel 1: 2 centrales, Nivel 2: 1 central) y Nv_{IPR} corresponde al nivel de la variable de información (Nivel 1: Bajo, Nivel 2: Medio, Nivel 3: Alto)

No necesariamente los estados calculados a partir de los dos indicadores (IPR y QR) tiene que ser los mismos ya que cada indicador ofrece distinto tipo de información. Esto se evidencia en las rondas 4 y 5 donde los estados son distintos justamente porque el indicador de precios detecta un nivel bajo y el de cantidades un nivel medio.

Por otra parte, los estados de las rondas 8 y 9 son independientes de los parametros IPR y QR ya que son determinados por la ausencia de centrales en la subasta y por el cierre de la subasta respectivamente.

■

2.2. Validación del Modelo

El modelo Q-Learning planteado en el capítulo anterior fue implementado en MATLAB. En esta sección se presentarán los resultados obtenidos para un caso base y se evalúa su congruencia con lo planteado en el la sección 1.2.1. Adicionalmente, se presentan detalles sobre los parámetros de ajuste de la plataforma utilizados para asegurar la convergencia y consistencia de los resultados.

2.2.1. Caso Base

El caso base (CB) plantea 3 generadores que participan en una DCA de capacidad en la que se comercian productos para el aseguramiento energético. Estos productos son contratos estándar que establecen una cantidad de energía firme y un periodo de compromiso durante el cual se suministra dicha energía. Cada generador participa en la subasta con una central de generación que puede suministrar el equivalente a 10 productos. Las centrales se caracterizan por la variable M_{ij} que representa el balance de ingresos y gastos proyectados en el mercado spot de la central j del generador i . Los valores de M correspondientes para el caso CB se presentan en la tabla 2-5. La subasta tiene una demanda inelástica igual a 25 productos, un precio de apertura de 140 y se desarrolla en un máximo de 10 rondas cuyos precios se presentan en el vector P_{auc1} .

$$P_{auc1} = [134, 128, 122, 116, 110, 104, 98, 92, 86, 80]$$

| Generador | M |
|-----------|-------|
| Gen1 | -950 |
| Gen2 | -1080 |
| Gen3 | -1200 |

Tabla 2-5.: Valores de M para Caso Base

La regla de liquidación que se aplica en CB consiste en terminar la subasta cuando la oferta agregada es menor o igual que la demanda y asignar los productos correspondientes a los participantes que permanecen en la subasta remunerándolos al precio de la ronda de cierre. Lo anterior implica que se acepta cerrar la subasta con la posibilidad no atender la totalidad de la demanda.

En la figura 2-1 se presenta la oferta agregada, la demanda y el equilibrio esperado bajo la suposición de ofertas sinceras (p) calculadas a partir de la ecuación 1-5. En la figura se observan dos series de color azul (una intermitente y la otra continua), ambas corresponden a la oferta agregada construida a partir de las ofertas sinceras de los generadores. Se diferencian en que la primera se construye únicamente con los valores de M_{ij} , mientras la segunda también tiene en cuenta los precios de ronda. En otras palabras, la oferta agregada que se observa durante la subasta es la correspondiente a la línea continua (OA), que a su vez es una aproximación a la oferta de ofertas sinceras (Os). De esta manera el cierre de la subasta es definido por OA y la demanda de la subasta (D) en un precio de cierre de 116, una cantidad asignada de 20 productos, siendo Gen1 y Gen2 los generadores asignados.

Se ha analizado este problema a partir de la plataforma de simulación implementada en MATLAB, con el objetivo de validar los resultados que se obtienen, pero también para realizar una aproximación detallada a las particularidades del modelo implementado.

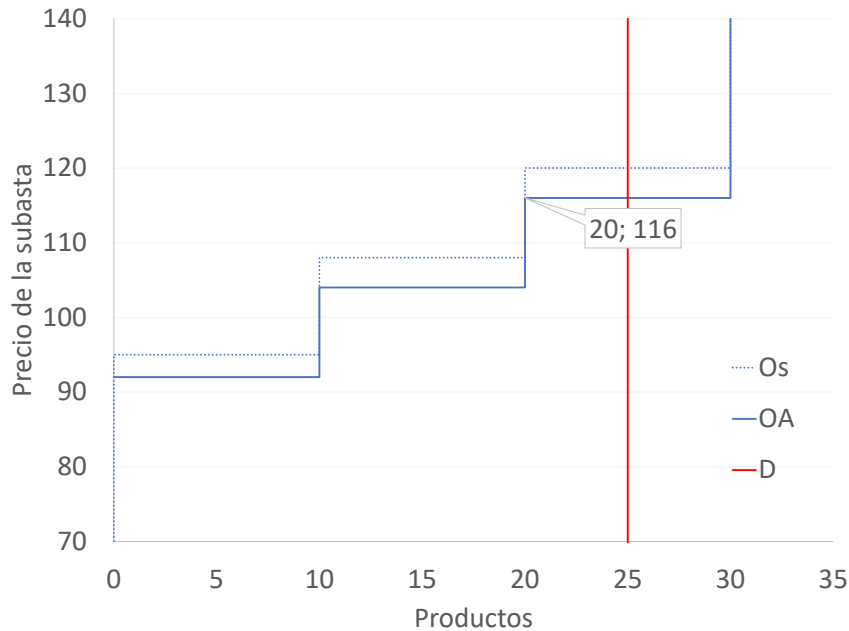


Figura 2-1.: Caso Base: Resultados esperados

La tabla **2-6** presenta los valores finales de la función de evaluación de acciones ($Q(s, a)$), la cual resume la información obtenida a lo largo del proceso de aprendizaje. Particularmente presenta la valoración de Gen3 sobre sus dos acciones (a_0 no retirar y a_1 retirar la central) en 12 de los 13 estados que conforman S , omitiendo únicamente el estado inicial (s_0) ya que no ofrece ninguna información. Aunque el valor en sí, da información sobre el posible beneficio de una acción dado un estado, la información más relevante es cuál acción tiene el valor más alto en cada estado ($a^*(s)$). Esta información es importante tanto para el proceso de aprendizaje (ver ecuación 1-8) como para identificar la estrategia de los agentes al final de la simulación. Por ejemplo, a partir de la tabla **2-6** se puede determinar la estrategia de Gen3 identificando $a^*(s)$ y recorriendo los estados que se visitarían, tal como lo realizaría un agente en su *etapa de explotación del aprendizaje*. Comenzando con s_1 , se observa que la acción óptima ($a^*(s_1)$) es “No retirarse” (a_0) y en tal caso el siguiente estado podría ser s_2 , si la subasta continúa abierta, ó el estado terminal s_{12} , si la subasta se cierra. Si la subasta continúa abierta, el agente pasaría por s_2 y s_3 , eligiendo nuevamente a_0 , y llegaría finalmente a s_4 donde decidiría retirar la central (a_1). Por consiguiente, la estrategia de oferta definida por el proceso de aprendizaje del agente es retirar su central cuando el precio de ronda es 116 ($b_3 = 116$).

Para determinar el precio de cierre que define el modelo para este caso, es necesario revisar la matriz $Q(s, a)$ de los otros dos agentes presentadas en la tabla **2-7**. Para Gen2 se observa que el precio de retiro es 104 ($b_2 = 104$) y de Gen1 se puede concluir que su precio de retiro es menor a 98 ($b_1 < 98$). Si los tres generadores siguen estas estrategias de oferta, el precio

| s | $Q(s, a_0)$ | $Q(s, a_1)$ | Observaciones |
|----------|-------------|-------------|--------------------------|
| s_1 | 21.96 | 0 | NO retirar, $P_r = 134$ |
| s_2 | 8.86 | 0 | NO retirar, $P_r = 128$ |
| s_3 | 2.62 | 0 | NO retirar, $P_r = 122$ |
| s_4 | -2.28 | 0 | Retirar, $P_r = 116$ |
| s_5 | -14.00 | 0 | Retirar, $P_r = 110$ |
| s_6 | 0 | 0 | No definido, $P_r = 104$ |
| s_7 | -55.00 | 0 | Retirar, $P_r = 98$ |
| s_8 | 0 | 0 | No definido, $P_r = 92$ |
| s_9 | 0 | 0 | Retirar, $P_r = 86$ |
| s_{10} | -200.00 | 0 | Retirar, $P_r = 80$ |
| s_{11} | 0 | - | $C_{in} = 0$ |
| s_{12} | - | - | Fin de subasta |

Tabla 2-6.: Caso Base: Matriz $Q(s,a)$ del generador 3 (El color azul indica la acción óptima)

de cierre de la subasta será 116 ($p^* = 116$) y las centrales adjudicadas son Gen1 y Gen2 tal como lo anticipaba la figura 2-1.

2.2.2. Consideraciones sobre Convergencia y Consistencia de los Resultados

Para llegar a este equilibrio, los agentes pasaron por un proceso de exploración que implicaba repetir la subasta varias veces, lo que también se conoce como episodios. En cada episodio los agentes experimentaban diferentes precios de retiro en función de $Q_t(s,a)$ y de la constante de ambición conocida como ε -greedy (Ver sección 1.3.2). Esta última determina con qué probabilidad los agentes eligen a^* , para maximizar su beneficio, u otra acción para explorar estrategias alternativas que pudieran mejorar su rentabilidad futura. De esta manera, el proceso de exploración de los agentes en este modelo adquiere un carácter estocástico, lo que a su vez genera la necesidad de evaluar la convergencia y consistencia de sus resultados.

Para dar claridad sobre el término convergencia en este contexto, en la figura 2-2 se presenta el precio de cierre alcanzado en los 300 episodios incluidos en la simulación que dio como resultado las matrices $Q(s, a)$ presentadas anteriormente. En la figura se observan dos series, la línea más tenue describe el precio de la subasta para cada uno de los episodios y la otra es una serie suavizada que presenta el promedio móvil de los últimos 50 episodios. La gran variabilidad de la primera serie surge porque, en su proceso de exploración, los agentes pueden determinar distintos equilibrios en episodios sucesivos, ya que cada uno es una iteración independiente donde los agentes eligen de manera estocástica (en función de ε -greedy) las acciones en cada ronda, lo que puede llevar al cierre de la subasta en cualquier momento. Sin embargo al filtrar el carácter estocástico de la exploración (serie suavizada),

| P_r | Gen1 | | Gen2 | |
|----------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| | $Q(s, a_0)$ | $Q(s, a_1)$ | $Q(s, a_0)$ | $Q(s, a_1)$ |
| 134 | 164.12 | 0 | 73.27 | 0 |
| 128 | 170.22 | 0 | 71.78 | 0 |
| 122 | 185.89 | 0 | 73.63 | 0 |
| 116 | 198.05 | 0 | 74.11 | 0 |
| 110 | 111.65 | 0 | 15.20 | 0 |
| 104 | 15.00 | 0 | -6.67 | 0 |
| 98 | 7.50 | 0 | -25.00 | 0 |
| 92 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 86 | 0 | 0 | -73.33 | 0 |
| 80 | -150.00 | 0 | -280.00 | 0 |
| s_{11} | 0 | - | 0 | - |
| s_{12} | - | - | - | - |

Tabla 2-7.: Caso Base: Matriz $Q(s,a)$ de Gen1 y Gen2

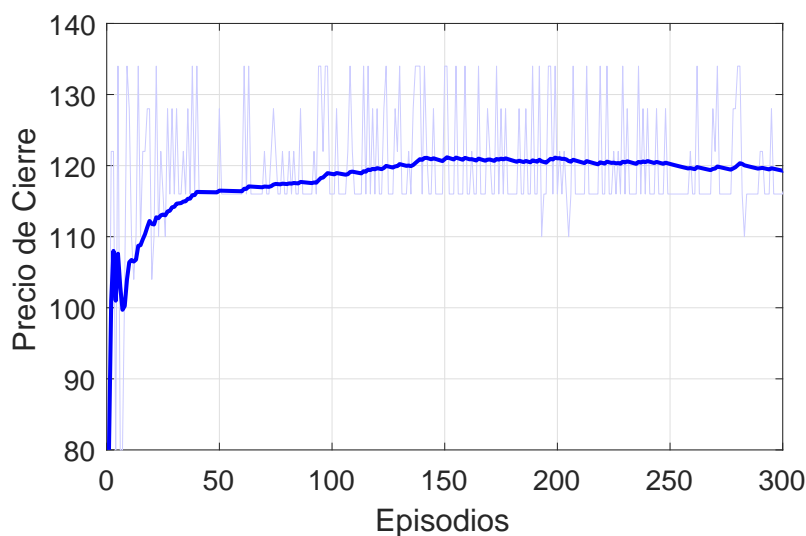


Figura 2-2.: Caso Base: Convergencia de variables de salida

se puede ver la convergencia de dicha variable como resultado del proceso de aprendizaje de los agentes. También se puede ver la dependencia que existe entre la convergencia y el número de episodios de una simulación.

La convergencia debe ser evaluada más allá del resultado de una única simulación ya que, dado el carácter estocástico del proceso, cada simulación puede converger hacia distintos equilibrios dependiendo de las realizaciones particulares de cada episodio. Por lo anterior, la consistencia de los resultados también debe ser evaluada a partir de los equilibrios alcanzados

en varias simulaciones.

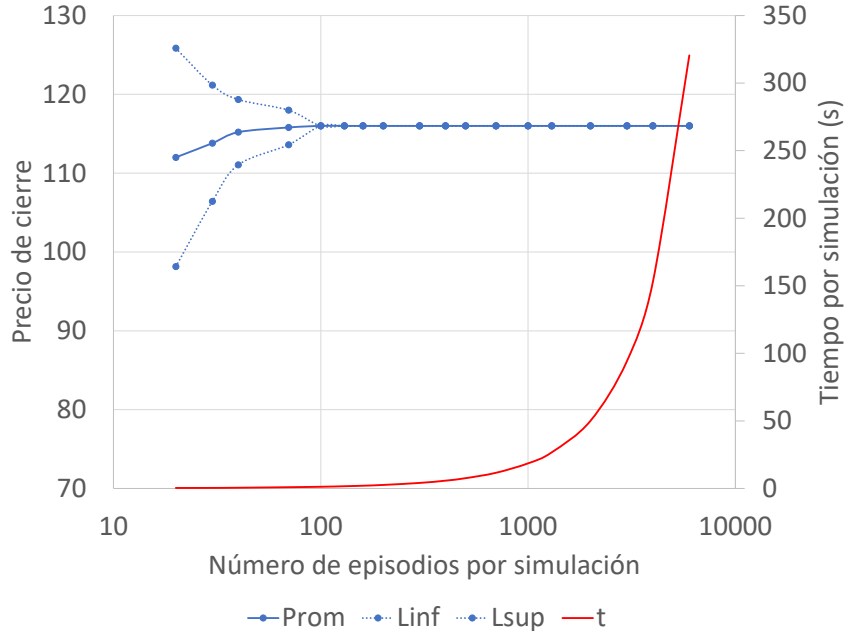


Figura 2-3.: Caso Base: Convergencia y consistencia vs. número de episodios

En la figura 2-3 se presentan los resultados de varios experimentos realizados sobre CB, que se diferencian entre sí únicamente en el número de episodios que se realizaron por cada simulación. De cada experimento se realizaron 30 simulaciones y las series que se presentan en la gráfica corresponden al valor promedio de los precios de equilibrio de las simulaciones (línea azul continua) y los límites superior e inferior de un intervalo de confianza cuyo tamaño es de 4 desviaciones estándar (líneas azules discontinuas). Es importante señalar que el eje x de la gráfica está en escala logarítmica. Adicionalmente se presenta en el eje vertical secundario el tiempo de simulación de los experimentos. El objetivo de esta gráfica es mostrar cómo a medida que aumenta el número de episodios, se reduce la variación en los equilibrios alcanzados por las simulaciones, o en otras palabras: mejora la consistencia del resultado alcanzado. Por otra parte, también se puede observar cómo se incrementa rápidamente el tiempo de simulación (línea roja) a medida que crece el número de episodios. Estas dos características del experimento, consistencia y tiempo de simulación, plantean la necesidad de elegir un número adecuado de episodios para las simulaciones, de forma que se alcance la consistencia de los resultados pero administrando eficientemente los recursos computacionales.

Al igual que el número de episodios por simulación, la constante ε -greedy tiene gran influencia sobre la convergencia y consistencia de los resultados. De hecho, ε -greedy es la variable que genera la estocasticidad en el algoritmo. Valores muy altos de esta variable favorecerán la exploración, lo que permite aumentar la velocidad de convergencia, pero dificultarán la

determinación de una estrategia óptima ya que los agentes pierden la trazabilidad de sus decisiones desde el inicio hasta el final del episodio. Por el contrario, valores muy bajos de ε -greedy dificultan la exploración de estrategias lo que dificulta la identificación de mejores alternativas [Sutton and Barto, 2012].

Para evaluar el efecto que tiene esta variable sobre la consistencia de los resultados, en la figura 2-4 se presenta el *coeficiente de variación*¹ (CV) de grupos de 30 simulaciones del caso base, variando únicamente en cada grupo el valor de la constante ε -greedy. Adicionalmente se muestran varias series para comparar distintos números de episodios por simulación. Se puede apreciar que, en las tres series, los resultados más consistentes (CV bajos) se obtiene con valores de ε -greedy cercanos a 0.2.

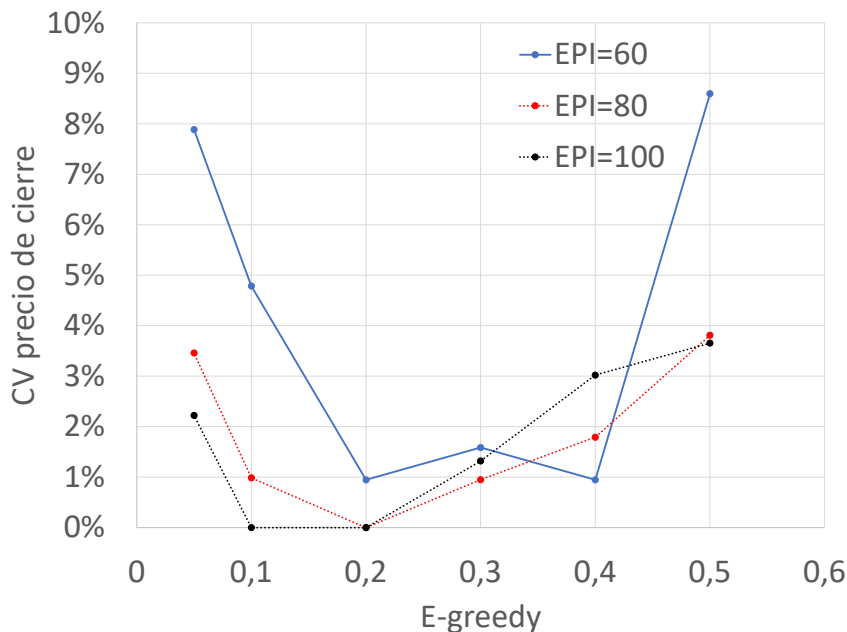


Figura 2-4.: Caso Base: Consistencia de los resultados vs. ε -greedy

Para concluir esta sección, en la que se ha presentado la importancia que tiene el número de episodios y la variable ε -greedy sobre la convergencia y la consistencia de los resultados, es importante mencionar que los valores óptimos de dichas variables pueden ser distintos para cada experimento, dependiendo de aspectos como número de agentes, número de estados, variabilidad del Reward, etc. En cada uno de los experimentos presentados a continuación, se han calibrado los valores de estos parámetros de tal forma que se optimicen los recursos computacionales, y a su vez también se garantiza la consistencia de los resultados. En la presentación de cada experimento se incluirán los valores de los parámetros de calibración.

¹El coeficiente de variación (CV) se define como el cociente entre la desviación estándar y el valor promedio de una variable.

2.3. Efectos de Algunas Variables sobre la Adaptación de la Oferta

Antes de entrar a evaluar el efecto de la información revelada a lo largo de la subasta en la estrategia de oferta de los participantes, se analizará el impacto de algunos aspectos mencionados dentro del planteamiento del problema (Ver sección 1.2.1). Los resultados de estos experimentos constituyen un complemento empírico a los planteamientos teóricos que se plantearon en la sección 1.2.1 sobre la adaptación de la oferta en subastas dinámicas. Puntualmente se incluirán 4 aspectos:

1. Segmentación de las ofertas
2. Incertidumbre en la demanda de la subasta
3. Variación en la regla de cierre de la subasta
4. Suposición de comportamiento no estratégico de competidores

Como se verá más adelante en esta sección, evaluar estos aspectos permite entender cómo los generadores pueden llegar a equilibrios diferentes al de ofertas sinceras en este tipo de subastas. Adicionalmente, los resultados de estos experimentos serán de utilidad a la hora de definir los escenarios bajo los cuales se desarrollará el análisis del impacto de la información en la adaptación de la oferta de los generadores.

2.3.1. Caso 1: Segmentación de las Ofertas

Tal como se mencionó en la sección 1.2.1, cuando un generador tiene varias centrales ofertadas en una misma subasta podría segmentar su oferta, es decir, definir precios distintos que le permitirían hacer retiros parciales de su oferta a lo largo de la subasta. De esta forma, un agente podría establecer el precio de retiro de algunas de sus centrales en función de la rentabilidad de las demás, lo que en últimas podría resultar en un equilibrio que incluya ofertas no sinceras. Con el objetivo de evaluar esta hipótesis a partir del ABM planteado en esta sección, se simula una subasta en la que participan 3 generadores, cada uno con 2 centrales. En la tabla **2-8** se presenta la oferta sincera de cada central (b_{0ij}), relacionada con el balance que tendrían las centrales en el mercado spot (M_{ij}).

Siendo 2 centrales por generador, el conjunto de estados (S) de los agentes tendrá 21 estados y el conjunto de acciones para los estados en los que el generador conserva sus dos centrales en la subasta ($C_{in} = 2$) tendrá 3 elementos: no retirar (a_0), retirar la central menos rentable (a_1) y retirar las 2 centrales (a_2). Las demás características del experimento serán las mismas que las planteadas para el caso base.

Si suponemos que los agentes ofertarán sinceramente, y siguiendo el análisis que se hizo para el caso base en la figura **2-1**, se esperaría que la subasta cerrara en un precio de 98

| Generador | b_{0i1} | b_{0i2} |
|-----------|-----------|-----------|
| Gen1 | 90 | 97 |
| Gen2 | 103 | 108 |
| Gen3 | 120 | 125 |

Tabla 2-8.: Ofertas sinceras de centrales (b_{0ij}):

y que las dos centrales ganadoras fueran las de Gen1 cuyas ofertas sinceras son de 90 y 97 respectivamente. Sin embargo, luego de 30 simulaciones, con 1000 episodios cada una y un $\varepsilon - greedy$ de 0.1, el equilibrio alcanzado con el modelo determina un precio de cierre de 116 y como ganadores resultan Gen1 y Gen2, cada uno con una central. Para entender la diferencia entre los resultados esperados y los obtenidos del modelo, se debe observar las matrices $Q(s, a)$ resultantes luego del proceso de aprendizaje, presentadas en la tabla 2-9.

| P_r | C_{in} | Gen1 | | Gen2 | | Gen2 | |
|-------|----------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| | | $Q(s, a_0)$ | $Q(s, a_1)$ | $Q(s, a_0)$ | $Q(s, a_1)$ | $Q(s, a_0)$ | $Q(s, a_1)$ |
| 134 | 2 | 192.72 | 144.97 | 89.18 | 66.44 | 7.71 | 8.75 |
| 128 | 2 | 94.69 | 235.23 | 115.98 | 94.97 | 2.78 | 9.54 |
| 128 | 1 | 210.09 | 0 | 102.09 | 0 | 8.20 | 0 |
| 122 | 2 | 1.81 | 166.91 | 2.00 | 132.06 | -0.23 | 3.79 |
| 122 | 1 | 237.04 | 0 | 112.89 | 0 | 2.78 | 0 |
| 116 | 2 | 26.48 | 0 | 10.13 | 0 | 0 | 0 |
| 116 | 1 | 237.38 | 0 | 102.18 | 0 | -2.35 | 0 |
| 110 | 2 | 0.1815 | 0 | 4.15 | 0 | 0 | 0 |
| 110 | 1 | 117.36 | 0 | 40.68 | 0 | -4.53 | 0 |
| 104 | 2 | 2.25 | 0 | -2.50 | 6.1538 | 0 | 0 |
| 104 | 1 | 107.72 | 0 | 3.53 | 0 | -40 | 0 |
| 98 | 2 | 18.08 | 0 | 0 | 0 | -37.68 | -31.34 |
| 98 | 1 | 40.15 | 0 | -2.28 | 0 | -55 | 0 |
| 92 | 2 | -2.50 | 14.55 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 92 | 1 | 11.43 | 0 | -13.55 | 0 | -46.57 | 0 |
| 86 | 2 | -13.63 | 0 | 0 | 0 | 146.00 | -56.67 |
| 86 | 1 | -6.67 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 80 | 2 | -270 | -100 | -510 | -230 | -850.00 | -400.00 |
| 80 | 1 | -100 | 0 | -230 | 0 | -400 | 0 |

Tabla 2-9.: Subasta para 3 generadores cada uno con 2 centrales: Matriz $Q(s, a)$ de Gen1, Gen2 y Gen3. Con a_0 no retirar ninguna y a_1 retirar una central

Antes de analizar la tabla es importante hacer varias aclaraciones de la forma en la que se presentan los resultados. En primer lugar, se debe llamar la atención sobre el hecho de

que no se presenta información sobre el valor de $Q(s, a_2)$ (Retirar 2 centrales). Esto es una simplificación que se hace en la presentación de las matrices teniendo en cuenta que cuando un generador retira todas sus centrales el *Reward* obtenido siempre es cero, tal como se evidenció en el caso base. Claro está que esta simplificación se limita únicamente a la presentación de los resultados ya que en los algoritmos se mantiene la comparación entre las tres acciones en los estados donde hay lugar. Por ejemplo, para Gen1, en el estado $P_r80C_{in}2$, la opción óptima es justamente a_2 aunque en la tabla **2-9** no se haga explícito. Otra simplificación que se realizó en comparación con la tabla **2-7** del caso base es, no presentar los estados terminales ya que no aportan información para el análisis del experimento.

En el equilibrio los generadores sólo visitan los estados que están resaltados con gris y amarillo, este último es resaltado con un color diferente ya que es el que determina el cierre de la subasta. Para aclarar cuáles estados son visitados, sigamos por ejemplo la oferta de Gen1. La primera decisión que toma es la acción a_0 (no retirar ninguna central) por lo que en la siguiente ronda de la subasta llega al estado $P_r128C_{in}2$. En este estado la acción óptima es a_1 (retirar una central) lo que lleva a Gen1 al estado $P_r122C_{in}1$ donde elige a_0 ubicándolo finalmente en $P_r116C_{in}1$. De esa manera, termina la subasta con una central adjudicada.

Entrando en detalle sobre los resultados del experimento, siguiendo las decisiones óptimas en cada estado para cada agente se puede determinar que los precios de retiro de las centrales son:

$$b_{12} = 128, b_{11} = 86$$

$$b_{22} = 122, b_{21} = 98$$

$$b_{32} = 134, b_{21} = 116$$

Los precios de retiro de cada central muestran que cuando los generadores retiran la primera central, lo hacen en un precio mucho mayor que el sincero. Sin embargo, el retiro de la segunda central si corresponde a una oferta sincera ($b = b_0$).

Estos resultados soportan la idea de que un generador con varias centrales en una misma subasta puede decidir el retiro de alguna de sus centrales en función de aumentar el *Reward* obtenido con las otras. Lo anterior permite concluir que la falta de capacidad para segmentar la oferta durante las subastas de reloj descendente incentiva a los agentes a realizar ofertas sinceras.

Evaluando ahora los resultados de este experimento en términos de optimalidad y eficiencia, se puede afirmar que permitir que los generadores puedan segmentar su oferta favoreció el detrimento de ambos aspectos. En cuanto a la optimalidad, a diferencia del caso base donde el precio del equilibrio alcanzado en la simulación fue el mismo que el esperado con ofertas sinceras, el precio de cierre alcanzado en el equilibrio del modelo de agentes para este caso fue mayor que el precio esperado, lo que a su vez indica un aumento del gasto del subastador para adquirir la demanda total. Por su parte, la eficiencia de la subasta también

se ve disminuida en comparación con el caso base, ya que las centrales adjudicadas no son las de menores costos.

Para la comparación de la optimalidad y la eficiencia de la subasta en distintos experimentos de este capítulo se propone usar 2 indicadores:

1. **Indicador de precio de cierre (O_{pc}):** Compara el precio de cierre obtenido por el modelo (P^*) con el precio de cierre esperado (\hat{P}) y lo expresa en forma porcentual

$$O_{pc} = \frac{P^*}{\hat{P}} \cdot 100 \% \quad (2-4)$$

2. **Indicador de eficiencia en asignaciones (E_a):** Determina qué porcentaje de las centrales asignadas corresponden a las centrales de menores costos. Para ello, se determina el número de las centrales asignadas que pertenecen a las centrales de menores costos (C_{ef}) y se comparan con el número total de centrales ganadoras de la subasta (C_{Total}).

$$E_a = \frac{C_{ef}}{C_{Total}} \cdot 100 \% \quad (2-5)$$

Con estos indicadores se pueden comparar cuantitativamente el caso base y el experimento presentado en esta sección. Para el caso base se tiene $P^* = 116$ y $\hat{P} = 116$ por lo cual $O_{pc} = 100\%$. Por su parte, el experimento con dos centrales por agente se obtuvo $P^* = 116$, $\hat{P} = 98$ y $O_{pc} = 118\%$. Los resultados muestran que $O_{pc} > 1$ indica una elevación mayor del precio de cierre sobre el precio esperado que su a vez se interpreta como una menor optimalidad.

En cuanto a eficiencia, en el caso base las dos centrales asignadas son las dos centrales de menores costos por lo cual se tiene que $C_{ef} = 2$ y $E_a = 100\%$. Sin embargo, en el caso analizado en esta sección, de las dos centrales asignadas, solo una de ellas hace parte de las dos centrales de menor valor, por lo tanto $C_{ef} = 1$ y $E_a = 50\%$, lo que indica que sus asignaciones son menos eficientes.

En resumen, se obtuvieron resultados que indican que cuando los agentes ofertan en la misma subasta más de una central, y por tanto pueden segmentar su oferta, se deteriora la optimalidad y la eficiencia. Adicionalmente, se pudo observar que los equilibrios alcanzados en el primer caso incluyen ofertas no sinceras.

Variables de Calibración y Consistencia

Episodios por simulación: 1000

ϵ -greedy: 0.1

Simulaciones por experimento: 30

Promedio precio cierre: 116

CV precio cierre: 0

2.3.2. Caso 2: Incertidumbre en la Demanda

En este experimento se evaluará el efecto que tiene la incertidumbre en la demanda de la subasta sobre la estrategia de los agentes. Específicamente, se desea determinar si la incertidumbre en el Reward de los agentes dificulta su adaptación estratégica y si esto promueve la declaración de ofertas sinceras por parte de los generadores. Para lo anterior, se supondrá que la demanda varía uniformemente entre 15 y 55. Los demás parámetros de este experimento (ofertas sinceras, número de agentes, número de centrales, etc.) son iguales a los presentados para el experimento anterior. En este sentido, el valor esperado de precio de cierre y las centrales que se espera sean ganadoras cuando la subasta tenga una demanda igual a 25 serán también iguales al experimento anterior ($\hat{P} = 98$, centrales ganadoras: ambas centrales de Gen1). Para el cálculo de los indicadores de optimalidad y eficiencia, al final del proceso de aprendizaje de cada simulación, se realizará un último episodio en el que la demanda de la subasta será igual a 25 y el valor de $\varepsilon - greedy$ será igual a 0 (explotación del aprendizaje). Para este experimento se incluyeron un total de 10 000 episodios en cada una de las 30 simulaciones que se realizaron. Como resultado se tiene un precio de cierre promedio igual a 119.40 con una desviación estándar de 2,2 y un coeficiente de variación de 2%.

En términos de convergencia y consistencia de los resultados, se puede decir que, a pesar de no alcanzar la homogeneidad total en los resultados de las 30 simulaciones, el coeficiente de variación es bajo y existe una clara tendencia central en cuanto al precio de cierre, tal como se observa en la figura 2-5. No obstante, es importante señalar que la incertidumbre en el *Reward* de los agentes puede llegar a dificultar la convergencia del experimento.

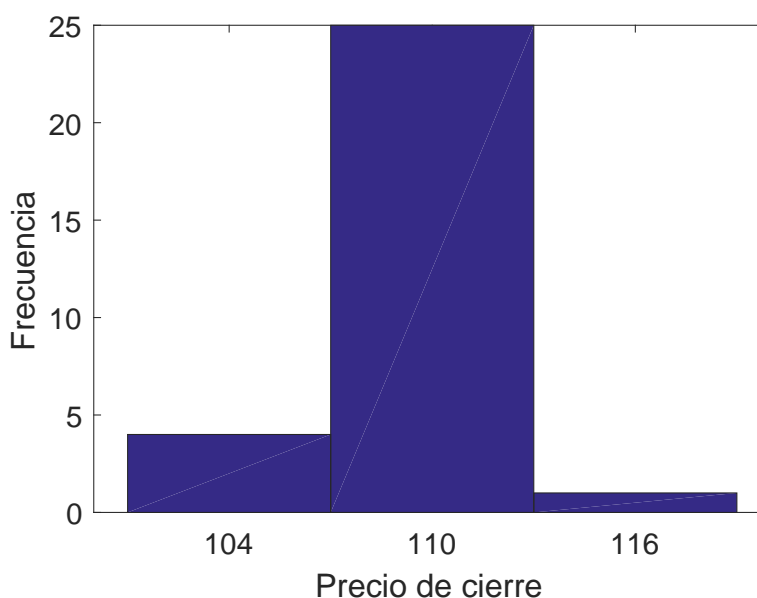


Figura 2-5.: Histograma del precio de cierre de las 30 simulaciones del experimento sobre incertidumbre de la demanda

Entrando en detalle sobre la estrategia de los agentes en este experimento, en la tabla **2-10** se presenta $Q(s, a)$ para los 3 generadores, al final de una de las simulaciones en las que se alcanzó un precio de 110. A diferencia de las tablas anteriores donde se presenta $Q(s, a)$, en esta se realiza una nueva simplificación: Sólo se presentan los estados que cada agente visita en el equilibrio. Por ejemplo, si revisamos la tabla del experimento anterior (tabla **2-9**), solo los estados resaltados en gris fueron visitados, lo que hace que la información sobre estados como $P_r 116 C_{in} 2$ resulte irrelevante en el análisis de las estrategias de oferta.

Con la información de la tabla **2-10** podemos concluir que las estrategias de los agentes en el equilibrio incluyen los siguientes precios de retiro: $b_{32} = 128$, $b_{31} = 116$, $b_{12} = 110$ y $b_{22} = 110$. En este experimento nuevamente las centrales C_{11} y C_{21} resultan ganadoras. Estos precios de retiro muestran que Gen3 realiza ofertas sinceras, y que los generadores G1 y G2 reducen el precio de retiro de su central menos rentable en comparación con el caso anterior.

| P_r | C_{in} | Gen1 | | Gen2 | | Gen3 | |
|-------|----------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| | | $Q(s, a_0)$ | $Q(s, a_1)$ | $Q(s, a_0)$ | $Q(s, a_1)$ | $Q(s, a_0)$ | $Q(s, a_1)$ |
| 134 | 2 | 459.62 | 335.20 | 228.98 | 210.36 | 48.99 | 48.99 |
| 128 | 2 | 402.86 | 297.54 | 176.98 | 176.89 | 22.83 | 24.6 |
| 122 | 2 | 343.72 | 271.04 | 121.6 | 121.6 | - | - |
| 122 | 1 | - | - | - | - | 5.27 | 0 |
| 116 | 2 | 273.92 | 226.73 | 105.41 | 89.26 | - | - |
| 116 | 1 | - | - | - | - | -6.97 | 0 |
| 110 | 2 | 160.48 | 170.87 | 43.39 | 55.97 | - | - |

Tabla 2-10.: Subasta para 3 generadores cada uno con 2 centrales e incertidumbre en la demanda: Matriz $Q(s,a)$ de Gen1, Gen2 y Gen3

Con respecto a la optimalidad de la subasta, este experimento logra disminuir el precio de cierre de la subasta lo que se traduce en una mejora en la optimalidad en comparación con el caso anterior. Sin embargo, no se logra alcanzar los mismos indicadores de optimalidad que en el caso base. Respecto a la eficiencia, no se lograron mejoras en el indicador E_a ya que las asignaciones fueron exactamente las mismas del caso anterior.

En resumen, los resultados sugieren que la incertidumbre en la demanda de la subasta mitiga la capacidad de los agentes de establecer comportamientos estratégicos ya que mejora la optimalidad al reducir el precio de cierre y se logran ofertas más sinceras. Sin embargo, el precio de cierre sigue estando por encima del esperado (equilibrio de ofertas sinceras) y no se observan mejoras en cuanto a la eficiencia de la subasta. Por lo que se puede concluir que a pesar de dificultar la adaptación estratégica de los agentes no la inhibe completamente.

Variables de Calibración y Consistencia**Episodios por simulación:** 10 000 ε -greedy: 0.2**Simulaciones por experimento:** 30**Promedio precio cierre:** 109.40**CV precio cierre:** 0.02**2.3.3. Caso 3: Efecto de la Variación de Regla de Cierre**

Todos los experimentos anteriores se simularon con una “regla de cierre sin ajuste” definida por las siguientes condiciones:

1. La subasta cierra cuando la oferta es igual o menor a la demanda
2. Las centrales que no se han retirado cuando cierra la subasta son las ganadoras
3. Las centrales ganadoras son remuneradas al precio de cierre de la subasta

Estas condiciones establecen la posibilidad de que la demanda en la subasta no sea completamente atendida. De hecho, en todos los experimentos anteriores la subasta cerraba con dos centrales adjudicadas dejando siempre 5 productos de la demanda sin atender (demanda de 25 productos, 2 centrales asignadas cada una con capacidad para responder por 10). Se podría establecer un conjunto de condiciones alternativas para atender plenamente la demanda que podríamos denominar como “regla de cierre con ajuste”, así:

1. La subasta cierra cuando la oferta sea igual o menor a la demanda
2. Las centrales que no se han retirado cuando cierra la subasta son ganadoras
3. Si existe déficit de demanda en la ronda de cierre, este excedente será atendido a partir de las centrales que permanecían en la ronda inmediatamente anterior a la de cierre
4. Se elegirá el menor número de centrales posible para cubrir el déficit de demanda
5. La elección se hará de manera aleatoria
6. Las centrales ganadoras son remuneradas al precio de la ronda anterior a la ronda de cierre

Con esta nueva regla de cierre, se realizaron 30 simulaciones, cada una con 10 000 episodios y una constante ε - greedy de 0.2. Los parámetros de las centrales son los mismos del Caso 1 (tabla 2-8) y la demanda será igualmente 25. Como resultado de estas simulaciones se alcanzó un precio de cierre promedio de 130.2 y un indicador E_a promedio de 26 % (0.26) que, en

comparación con los casos anteriores, muestran un claro detrimento de la optimalidad y la eficiencia de la subasta. La figura 2-6 presenta dos histogramas sobre los resultados del experimento: uno sobre el precio de cierre y otro sobre el indicador de eficiencia. Allí se puede observar que no hay una tendencia central marcada en los resultados sobre eficiencia y que tampoco se define mayoritariamente un único precio de cierre. Este hallazgo contrasta con lo presentado en los experimentos anteriores donde los resultados tienen una menor variabilidad y una tendencia marcada para ambos indicadores.

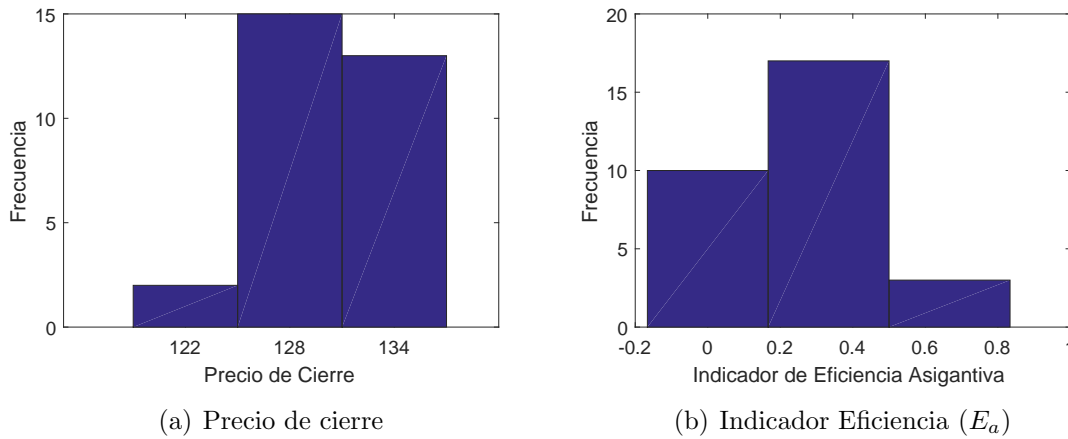


Figura 2-6.: Histogramas de las 30 simulaciones del experimento sobre regla de cierre con ajuste

Tanto el detrimento en los indicadores de optimalidad y eficiencia como el aumento de la variabilidad de los resultados se debe a la posibilidad que ofrece la regla de cierre con ajuste para la especulación. Por ejemplo, en la tabla 2-11 se presenta los valores de $Q(s_1, a)$ para los tres generadores al final de una simulación cuyo precio de cierre es 134 y el indicador de eficiencia E_a es 33,3%. Para esta simulación en particular, es suficiente con mostrar la función $(Q(s, a))$ únicamente para el estado inicial $(P_r134C_{in}2)$ ya que en ese estado se cierra la subasta. Para los generadores Gen1 y Gen3 la acción óptima es retirar una central $a^*(s_1) = a_1$ y para Gen2 es retirar las dos centrales $a^*(s_1) = a_2$. De esta manera, la subasta cierra en un precio de 134 con un déficit de 5 productos que se cubrirán seleccionando aleatoriamente una central de Gen2. Como el cierre de la subasta se da en la primera ronda, la central que sea contratada del Gen2 será remunerada al precio de apertura de la subasta que, para este caso, es de 140. Finalmente, como resultado de esta simulación se tiene un precio de cierre de 134 y a las centrales C_{11} , C_{31} y C_{22} (ó C_{21}) como ganadoras.

En esta simulación, Gen2 prefiere retirar sus dos centrales sabiendo que la reglas de la subasta hacen probable que una de sus centrales sea contratada con un precio incluso superior al de ronda. Con la regla sin ajuste utilizada en los casos anteriores esta acción hubiese tenido un reward nulo.

La decisión que toma Gen2 en esta simulación evidencia la especulación que se puede presen-

| Agente | P_r | C_{in} | $Q(s, a_0)$ | $Q(s, a_1)$ | $Q(s, a_2)$ |
|--------|-------|----------|-------------|-------------|-------------|
| Gen1 | 134 | 2 | 1533.50 | 1770.75 | 1504.01 |
| Gen2 | 134 | 2 | 1092.88 | 1382.96 | 1600.5 |
| Gen3 | 134 | 2 | 383.74 | 489.72 | 421.47 |

Tabla 2-11.: Subasta para 3 generadores cada uno con 2 centrales y regla de cierre con ajuste: Matriz $Q(s,a)$ de Gen1, Gen2 y Gen3

tar dada la regla de cierre con ajuste, lo que a su vez afecta considerablemente la convergencia y la consistencia de los resultados.

Variables de Calibración y Consistencia

Episodios por simulación: 10 000

ϵ -greedy: 0.2

Simulaciones por experimento: 30

Promedio precio cierre: 130.40

CV precio cierre: 0.03

2.3.4. Caso 4: Comportamiento no Estratégico de Competidores

Por último, se presenta el caso en el que sólo uno de los agentes competidores tiene la capacidad de adaptarse mientras los demás ofertan sinceramente. El objetivo de este experimento es validar si los efectos de la adaptación sobre los resultados de las subasta también se presentan en ambientes donde no es posible la colusión implícita, es decir, donde el equilibrio no depende del comportamiento estratégico simultáneo de varios agentes adaptativos. Para esto se repetirá el experimento propuesto en el caso 1 con una única variante: Gen2 y Gen3 siempre ofertarán conforme sus ofertas sinceras (Tabla 2-8). Si Gen1 oferta de manera sincera, los resultados esperados serían iguales al Caso 1.

El resultado de las 30 simulaciones fue siempre el mismo, precio de cierre de 104 y centrales ganadoras C_{11} y C_{21} lo que representa una eficiencia $E_a = 50\%$. En la tabla 2-12 se presentan los estados más relevantes de la función de evaluación de estados y acciones de Gen1. Allí se puede ver que el precio de retiro de la oferta de la central C_{12} es 110, el cual es superior al de su oferta sincera ($b_{012} = 97$, ver tabla 2-8). Sin embargo, el cierre de la subasta lo determina Gen2 al retirar su segunda central en un precio de 104. La consistencia de este equilibrio se debe a que siempre, para el agente Gen1, contratar 10 productos a un precio de 104 será mejor que 20 productos a 98².

²El reward del agentes se calcula teniendo en cuenta la ecuación 1-4 para cada central, donde el valor de M

| P_r | C_{in} | $Q(s, a_0)$ | $Q(s, a_1)$ |
|-------|----------|-------------|-------------|
| 134 | 2 | 127,14 | 106,86 |
| 128 | 2 | 135,94 | 126,19 |
| 122 | 2 | 139,18 | 134,52 |
| 116 | 2 | 139,91 | 138,55 |
| 110 | 2 | 139,46 | 140,00 |
| 104 | 1 | 140 | 0 |

Tabla 2-12.: Función de evaluación de estados y acciones ($Q(s,a)$) para Gen1 caso 4

Comparando los resultados de este caso con los anteriores, se obtienen mejores resultados en términos de optimalidad que en los casos donde todos los agentes son adaptativos, sin embargo Gen1 no oferta sinceramente ni se logra una asignación eficiente. Este resultado sugiere que los efectos de la adaptación sobre la subasta no se deben únicamente a la colusión implícita de los agentes. De hecho, en este caso el comportamiento estratégico se debe únicamente a la posibilidad que tiene el agente para segmentar la oferta.

Finalmente, con base en los resultados de los experimentos anteriores, se puede concluir que aspectos como la segmentación de la oferta, la incertidumbre en la demanda, la regla de cierre y la capacidad de adaptación de los competidores tiene incidencia en el comportamiento estratégico de cada agente y por tanto, en el equilibrio de la subasta.

Variables de Calibración y Consistencia

Episodios por simulación: 2 000

ϵ -greedy: 0.1

Simulaciones por experimento: 30

Promedio precio cierre: 104

CV precio cierre: 0

2.4. Impacto de la Información Revelada

En esta sección se busca evaluar el impacto de la información que se revela en una subasta DCA sobre la estrategia de un generador. Para esto, se han diseñado una serie de experimentos que buscan evidenciar el efecto que podría tener la información sobre la adaptación de la oferta, reduciendo las distorsiones que podrían causar otras variables sobre el proceso de adaptación. De esta manera, teniendo en cuenta los resultados de la sección anterior, se establecieron los siguientes lineamientos:

se puede calcular con las ofertas sinceras (tabla 2-8) y la ecuación 1-5. De esta manera, el valor de M para las centrales del generador 2 son -900 y -970 y los *reward* para una y dos centrales es respectivamente: $R = 104 * 10 - 900 = 140$ y $R = 98 * 20 - 900 - 970 = 90$

1. Dada la gran influencia de la segmentación de la oferta sobre el comportamiento estratégico de los agentes, en los experimentos de esta sección cada agente compite con una única central en la subasta.
2. Es importante tener en cuenta el efecto de la incertidumbre en la demanda sobre los equilibrios en la subasta, por esto se simularán casos con distintos niveles de demanda con y sin incertidumbre.
3. Se utilizará la regla de cierre sin ajuste para reducir la especulación y facilitar la convergencia de las simulaciones.
4. Las simulaciones incluyen un único agente adaptativo y 10 agentes que ofertan su verdadera valoración para filtrar el posible efecto de la colusión implícita en el proceso de adaptación.
5. Se utilizarán los estados definidos en las tablas **2-2** y **2-3** y las acciones posibles serán no retirar a_0 o retirar a_1 la central de la subasta.

Por otra parte, los experimentos en esta sección incluyen en su análisis el efecto de tener un bien con valoración común, es decir, que la utilidad del producto subastado depende de la valoración del mercado y no solo de la valoración propia del bien. Esto también se puede entender suponiendo que existe un mercado secundario en el que se puede negociar el bien adjudicado en la subasta y por lo tanto el verdadero valor del bien subastado es el que este pueda alcanzar en el mercado secundario. La implicación que tiene esto sobre el modelo se evidencia en que el valor de las ganancias del mercado spot (M en la ecuación 1-4) será igual para todos los agentes pero se conocerá con certeza hasta después de la subasta, durante el periodo de compromiso. Antes de la subasta, cada agente tendrá una estimación de M (\hat{M}_i) con la cual calculará su oferta sincera (b_{0i}). Sin embargo, a la luz de la información revelada a lo largo de la subasta el agente adaptativo podrá ajustar su estimación sobre M y de esta manera maximizar su *reward*.

Para evaluar aisladamente el efecto de los dos tipos de información (cantidades retiradas y precios de retiro), se varía de manera independiente estas dos características para los agentes no adaptativos. La variable \hat{M}_i se selecciona aleatoriamente en cada episodio desde una distribución de probabilidad normal con media M y desviación estándar σ_M . Así mismo, el valor de M se selecciona aleatoriamente en cada episodio desde una distribución de probabilidad uniforme (i.e $M=[M_{min}, M_{max}]$). Por su parte, la capacidad de las centrales de los agentes no adaptativos también se establece aleatoriamente en cada episodio con base en una distribución de probabilidad uniforme entre 5 y 15 productos. La capacidad de la central del agente adaptativo es de 10 productos.

2.4.1. Casos a Simular

Se establecieron casos en los que se simulan distintos tres tipos de demanda para la subasta y tres tipos de información revelada para la adaptación del agente. En la tabla **2-13** se resumen los 9 casos simulados.

Los tres tipos de demanda para la subasta que se incluyeron son los siguientes:

1. **Baja demanda:** Corresponde a subastas con una demanda igual a 30 productos. También se considera de alta competencia porque en total son 11 competidores, cada uno tiene en promedio capacidad para atender 10 productos, por lo que se espera que solo 3 de ellos sean adjudicados en cada subasta
2. **Alta demanda:** Corresponde a subastas con una demanda igual a 70 productos. También se considera baja ya que se espera que 7 competidores sean adjudicados para atender la demanda.
3. **Demanda variable:** Corresponde a subastas en las que la demanda varía en cada episodio, siendo seleccionada aleatoriamente con base en una distribución de probabilidad uniforme con un valor mínimo de 11 productos y un máximo de 99.

| | Adaptación Sin Info | Adaptación Info. Precios | Adaptación Info. Cantidades |
|-------------------------------|---------------------|--------------------------|-----------------------------|
| Baja demanda (D=30) | Caso 5 | Caso 8 | Caso 11 |
| Alta demanda (D=70) | Caso 6 | Caso 9 | Caso 12 |
| Demanda variable (D=[11, 99]) | Caso 7 | Caso 10 | Caso 13 |

Tabla 2-13.: Casos de análisis sobre la adaptación con información revelada

Respecto a los modelos de adaptación, se incluyen tres tipos de modelo en los que se varía el tipo de información disponible para el proceso de aprendizaje del agente adaptativo:

1. **Adaptación sin Información:** El agente adaptativo tiene el conjunto de estados descrito en la tabla **2-1**, definido únicamente por el precio de ronda y el número de centrales del agente en la subasta.
2. **Adaptación con información de precios de retiro:** El conjunto de estados de este modelo está descrito en la tabla **2-2**, en la que se revela la variable *Índice de Precios de Retiro-IPR* (Ver Ecuación 2-3) como parte de la definición de estados.
3. **Adaptación con información de cantidades retiradas:** El conjunto de estados de este modelo corresponde al descrito en la tabla **2-3** donde se revela la *cantidad total retirada-QR* (Ver ecuación 2-2) como parte de la definición de estados.

Con la definición de estos 9 casos, se puede identificar el efecto que tiene el uso de distintos niveles de información como parte del proceso de adaptación de la oferta en una subasta de reloj descendente. Adicionalmente se comprobará si estos efectos son iguales con distintos niveles de demanda.

Por otra parte, en cada caso se evaluó el efecto de la variación del valor de mercado que tiene el producto subastado (M_{min} y M_{max}) y la dispersión de las estimaciones de los agentes racionales (σ_M). Al variar el valor de mercado se puede observar cómo la amenaza de *la maldición del ganador* influye sobre la utilidad de la información, es decir, la información puede resultar más relevante en situaciones con alto riesgo. Por ejemplo, si un agente participa en una subasta en la que, como resultado de las asignaciones, el máximo ingreso posible es 1400 (p_{max} de la subasta por Q), la relevancia de la información puede ser mayor cuando el balance del producto en el mercado (M) está entre -1200 y -1600 que cuando está entre -600 y -1000³. A su vez, el parámetro σ_M se varía para identificar las posibles diferencias en los resultados del proceso de adaptación debidas a la precisión de las estimaciones del mercado.

2.4.2. Indicadores para la Evaluación de Resultados

Para evaluar los resultados de las simulaciones se emplearán dos indicadores. En primer lugar se retomará el indicador de precio de cierre (O_{pc}) definido anteriormente como la relación entre el precio de cierre y el precio esperado. Para estos casos de simulación en particular, el precio esperado dependerá de la valoración y la capacidad de las centrales de los competidores racionales, las cuales a su vez se determinan aleatoriamente en cada episodio.

El segundo indicador a usar es el *reward* obtenido por el agente adaptativo al final de cada episodio (r^*), el cual está relacionado con el resultado del proceso de aprendizaje del agente y la capacidad alcanzada para gestionar su estrategia de oferta en función de la información revelada en la subasta. Si bien es cierto que en este experimento el valor del producto subastado es igual para todos los agentes (el precio del mercado secundario) y por lo tanto cualquier resultado tiene una eficiencia asignativa equivalente, este indicador evidencia la capacidad adquirida por el agente adaptativo para identificar cuándo su central es rentable o no, es decir, la capacidad del agente para evitar *la maldición del ganador* sin sacrificar oportunidades rentables.

La metodología para el cálculo de estos indicadores se presenta a continuación utilizando un ejemplo numérico.

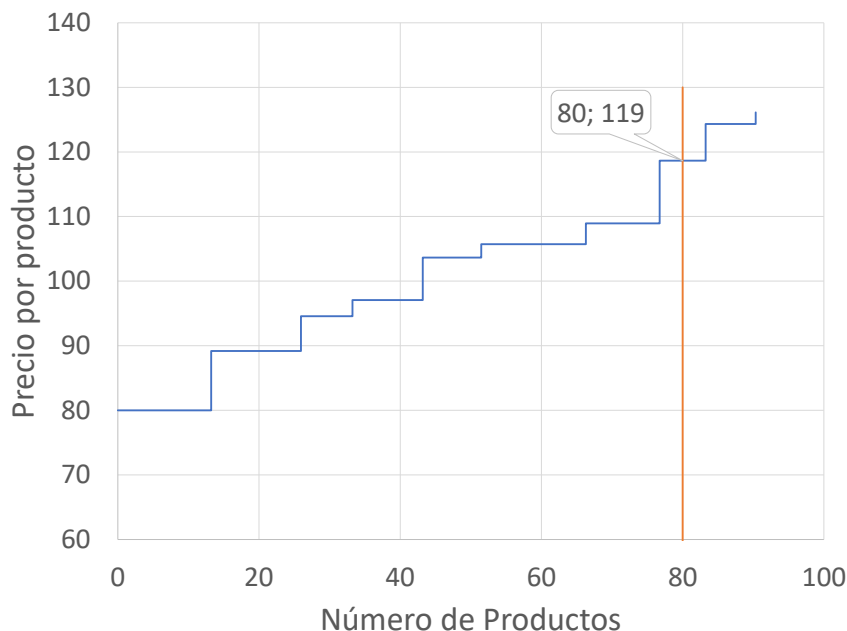


Figura 2-7.: Precio estimado de cierre estimado (\hat{P}) para el ejemplo 9

| | | | | | | | | | | |
|-------------------|-------|-------|------|------|------|-------|-------|------|------|-------|
| \underline{p}_i | 80 | 90 | 95 | 97 | 104 | 106 | 109 | 119 | 124 | 126 |
| Q_i | 13 | 13 | 7 | 10 | 8 | 15 | 10 | 7 | 7 | 10 |
| \hat{M}_i | -1059 | -1133 | -690 | -967 | -858 | -1568 | -1137 | -774 | -881 | -1217 |
| Oferta Acumulada | 13 | 26 | 33 | 43 | 51 | 66 | 77 | 83 | 90 | 100 |

Tabla 2-14.: Datos de ofertas de agentes racionales del ejemplo 9

Ejemplo 7

En la tabla 2-14 se presentan los valores correspondientes a la capacidad (Q_i), precios (\underline{p}_i) y estimación del valor real del producto (\hat{M}_i , ver ecuación 1-5) de las centrales de los agentes racionales para un episodio en particular. Es importante recalcar que estos valores se determinan aleatoriamente para cada episodio. A partir de estos vectores se construye una curva de oferta agregada que, junto con la demanda de la subasta (D_{auc}), determinan el precio estimado para este episodio. Si $D_{auc} = 80$, entonces el precio de cierre estimado (\hat{P}) de este episodio sería 119, tal como se presenta en la figura 2-7. Teniendo \hat{P} y el precio de cierre del episodio P^* se calcula el indicador de precio de cierre (O_{pc}) utilizando la ecuación 2-4. El valor de P^* es resultado del algoritmo de aprendizaje y las condiciones particulares

³Es importante recordar que cuando los valores del balance del producto en el mercado (M) son negativos, indica que el ingreso proveniente de la subasta debe ser por lo menos igual para que el proyecto sea rentable para el agente. En este sentido, entre menor sea M (más negativo) menos atractivo es el proyecto por si solo, y por ende necesita un mayor ingreso proveniente de la subasta.

de cada episodio. Por ejemplo, si $P^* = 120$:

$$O_{pc} = \frac{P^*}{\hat{P}} = \frac{120}{119}$$

$$O_{pc} = 1,01$$

Para el cálculo de r^* , se utiliza la ecuación 2-1 determinando antes el valor de mercado del producto subastado (M) -definido anteriormente como el promedio de las estimaciones de todos los agentes (\hat{M}_i)-, el precio de cierre de la subasta (P^*) y la cantidad asignada al cierre de la subasta (Q^*). Si el agente ha sido adjudicado en la subasta con $Q^* = 10$, entonces:

$$r^* = P^*Q + \frac{1}{N_b} \sum_{i=1}^{N_b} \hat{M}_i$$

$$r^* = 120 \cdot 10 - 1028$$

$$r^* = 172$$

En caso de que la central no sea adjudicado en la subasta: $Q^* = 0$ y $r^* = 0$.

■

2.4.3. Calibración del Modelo

En cada caso se evaluó la influencia que tienen las variaciones del valor real del producto subastado y la dispersión de las estimaciones que hacen los agentes racionales de dicho valor. Para lo anterior se incluyeron en el análisis 6 niveles del valor unitario del producto ($\frac{M}{Q} = \{-60, -80, -90 - 100, -110, -120\}$) y tres de dispersión de las estimaciones ($\sigma_{\hat{M}} = \{5, 10, 20\}$). En total se simularon 162 escenarios, 18 por cada caso. De cada escenario se realizaron 30 simulaciones para evaluar la consistencia de los resultados. Adicionalmente, cada simulación se dividió en dos partes: episodios de exploración (entre 1.000 a 6.000 episodios) y 100 episodios finales de explotación. La diferencia entre las dos partes radica en el parámetro $\varepsilon - greedy$, el cual determina la probabilidad con la que se eligen las acciones NO óptimas ($a \neq a^*$): durante el periodo de exploración $\varepsilon - greedy$ está entre 0.1 y 0.2 y durante la explotación será igual a 0. A diferencia de los casos evaluados anteriormente, en donde la explotación se realizaba solo durante el último episodio, en los casos de esta sección existen múltiples variables estocásticas (Q_i, \hat{M}_i, M, D) y por lo tanto resulta necesario observar los indicadores varias veces para comprobar la consistencia del resultado de cada simulación. En resumen, se calibró el modelo teniendo en cuenta dos aspectos: la consistencia del resultado de cada simulación y la convergencia del resultado de todas las simulaciones.

Un aspecto adicional que requiere de calibración, son los parámetros $\Delta P_1, \Delta P_2, QR_1$ y QR_2 que, junto con las variables IPR y QR , determinan los estados en los modelos de aprendizaje que incluyen información (Tablas 2-2 y 2-3). Estos parámetros determinan la probabilidad

con la que un agente visita los diferentes estados del modelo de aprendizaje y por ende pueden limitar la capacidad del agente para reconocer las condiciones del ambiente. Por lo anterior, para la determinación de estos parámetros se evalúa de manera continua la distribución de las variables IPR y QR a lo largo de las simulaciones y se definen de forma que los estados permitan diferenciar la situación de la subasta.

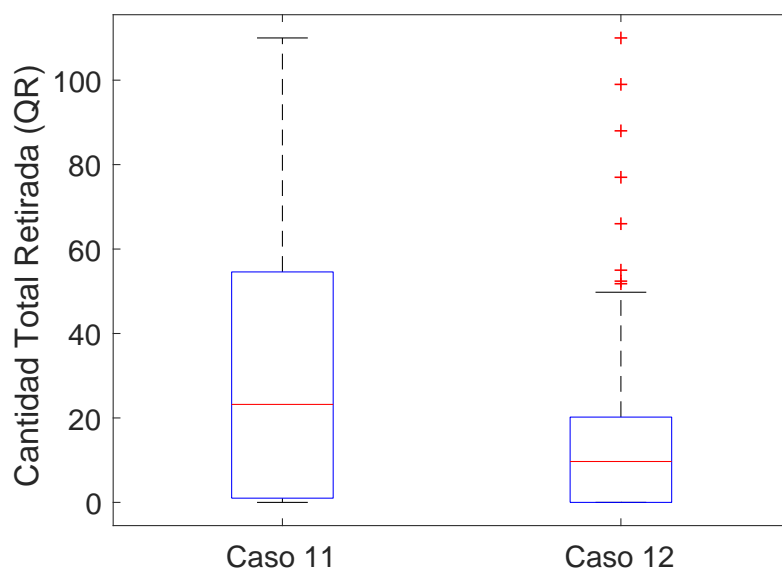


Figura 2-8.: Diagrama de caja de los valores de la variable “Cantidad total retirada” (QR) para casos 11 y 12

En la figura 2-8 se presenta la distribución del parámetro QR (Cantidad total de productos retirados) para simulaciones del caso 11 y 12. En ambos casos el rango está entre 0 y 100, sin embargo la distribución de los datos es distinta. Mientras que en el caso 12 el intervalo $[0, 20]$ concentra el 75 % de los datos, en el 11 concentra menos del 50 %. Estos resultados plantean la necesidad de permitir que los parámetros para la definición de estados se definan específicamente para cada caso. En este sentido, los estados del proceso de aprendizaje se definen en función de la distribución de QR y IPR en cada simulación utilizando como referencia el percentil 50 (para ΔP_1 y QR_1) y el percentil 75 (para ΔP_2 y QR_2) de los datos. La selección de estos percentiles obedece a la concentración hacia valores bajos que se observa en estas variables, tal como lo evidencia la figura 2-8. De hecho la diferencia entre el percentil 25 y el valor mínimo es prácticamente 0 para ambos casos.

La consistencia de los resultados del modelo se evalúa con base en el cálculo de los indicadores O_{pc} y r^* y su posterior análisis estadístico. Por ejemplo, en la figura 2-9.(a) se presentan 100 histogramas (uno por cada simulación) para resumir los resultados del caso 9 (Adaptación con alta demanda e información de precios) para uno de los escenarios simulados ($\frac{M}{Q} = -60$, $\sigma_{\hat{M}} = 20$). A su vez, cada histograma muestra la distribución del valor que se obtuvo para

el indicador en cada uno de los 100 episodios finales (episodios de explotación) del proceso de aprendizaje desarrollado independientemente en cada simulación. Esta figura permite observar la consistencia existente entre los resultados de las 100 simulaciones. Se identifica una tendencia central que se encuentra entre 0 y 100 para todas las simulaciones y una mayor probabilidad de valores positivos.

En segundo lugar se analiza la consistencia de los resultados del caso a partir de los promedios de las simulaciones. En la figura 2-9.(b) se muestra la distribución de los valores promedio de cada simulación para el indicador r^* . Allí se identifica una tendencia central bien definida y baja dispersión de los datos.

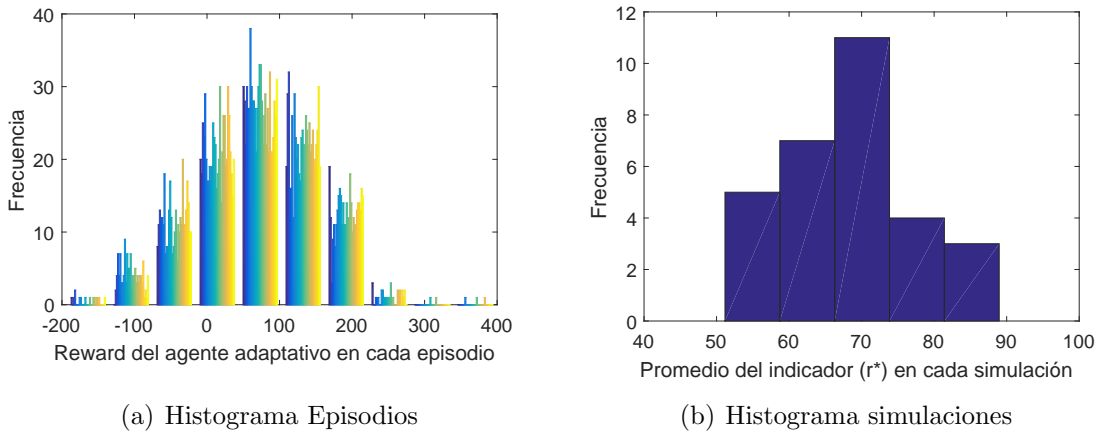


Figura 2-9.: Histograma del indicador r^* , evaluado en las 100 episodios de las 30 simulaciones del escenario $\frac{M}{Q} = -60$, $\sigma_{\hat{M}} = 20$ del caso 9

Un proceso similar se adelantó para asegurar la consistencia y convergencia de los resultados de todos los casos analizados en esta sección.

2.4.4. Discusión de los Resultados

Retomando lo descrito anteriormente, se simularon 9 casos definidos por: la información revelada y nivel de demanda en la subasta (Ver tabla 2-13). Los resultados que se presentan a continuación, agrupan los indicadores calculados para cada simulación al final del proceso de aprendizaje mediante promedios aritméticos.

En la figura 2-10 se presenta el promedio de los indicadores, utilizando colores para señalar los casos con los mayores (en rojo) y los menores (en verde) valores. La gráfica de la izquierda presenta el indicador que evidencia qué tan efectivo fue el aprendizaje del agente adaptativo para mejorar su *reward* (r^*). La gráfica de la derecha presenta el indicador O_{pc} definido como la razón entre el precio de equilibrio de la subasta y el precio de cierre esperado, lo cual permite observar el impacto de la adaptación sobre la optimalidad de la subasta.

| | Sin Info. | Info. Precios | Info. Cantidades | Sin Info. | Info. Precios | Info. Cantidades | |
|----------------------------------|-----------|---------------|------------------|-----------|---------------|------------------|----------------------------------|
| Demanda Baja | 1 | 7 | 6 | 102,3% | 102,3% | 104,2% | Demanda Baja |
| Demanda Alta | 11 | 14 | 23 | 100,4% | 100,3% | 100,3% | Demanda Alta |
| Demanda con incertidumbre | 10 | 15 | 24 | 101,2% | 101,1% | 101,9% | Demanda con incertidumbre |

(a) Reward del agente adaptativo (r^*) (b) Indicador de optimalidad (O_{pc})

Figura 2-10.: Resultados generales de las simulaciones para los 9 casos simulados

En términos generales, esta figura responde a una de las preguntas que se plantearon al inicio de este capítulo: el agente adaptativo sí alcanzó distintos equilibrios cuando se dispuso de información. En la gráfica a), las diferencias son evidentes para todos los niveles de demanda permitiendo concluir que cuando el agente cuenta con información puede llegar a equilibrios más beneficiosos para él. Sin embargo, la figura **2-10** también evidencia diferencias en los resultados dependiendo del nivel de demanda de la subasta y el tipo de información que se revela. En cuanto al nivel de demanda, esta puede mitigar o acentuar las diferencias de los distintos modelos de adaptación. Por ejemplo, para el indicador O_{pc} , las diferencias se mitigan en los casos de demanda alta. Respecto al tipo de información que se revela, las diferencias de los indicadores son más acentuadas cuando se revela información sobre la cantidad total retirada (QT) que cuando se revela información de precios de retiro (IPR). Esto evidencia que la información sobre cantidades retiradas tiene un mayor impacto en el proceso de adaptación de la oferta.

Para entender estas diferencias con mayor detalle e identificar a qué otro tipo de equilibrios se pueden llegar por la adaptación de las ofertas a partir de la información, se profundizará en los resultados específicos para cada indicador.

Reward del agente adaptativo

Como se mencionó antes, el objetivo de este indicador es evaluar la capacidad del agente adaptativo para identificar con precisión la ganancia potencial de ser adjudicado en la subasta y de esta manera evitar la *maldición del ganador*. Valores altos en este indicador implican mayor capacidad para diferenciar una situación rentable de una que no lo es. En estos términos, los resultados presentados en la figura **2-10** indican que el agente adaptativo puede diferenciar mejor estas situaciones cuando dispone de información, y en mayor medida

cuando esta información es sobre las cantidades ofertadas en la subasta.

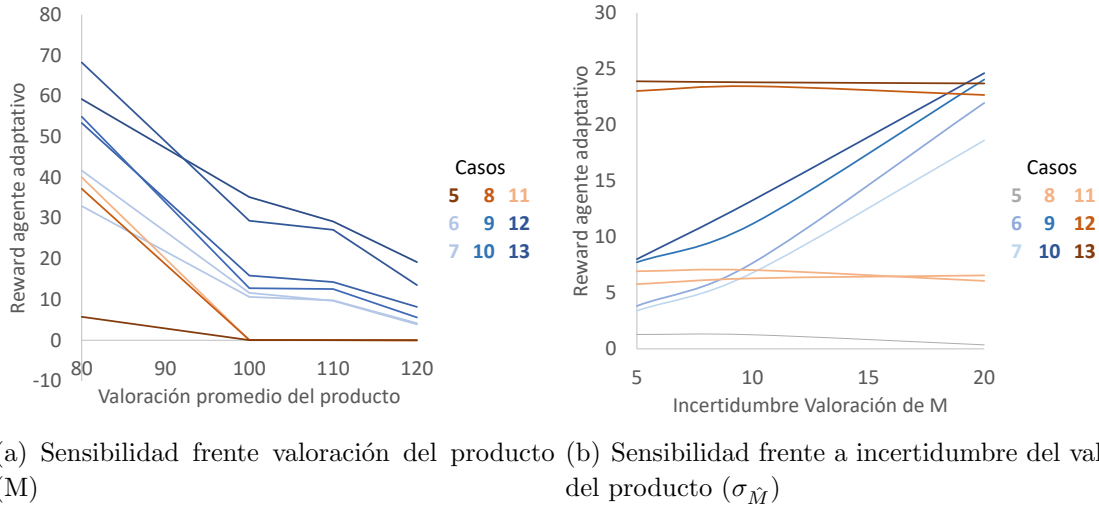


Figura 2-11.: Sensibilidad del reward del agente adaptativo (r^*) para cada caso

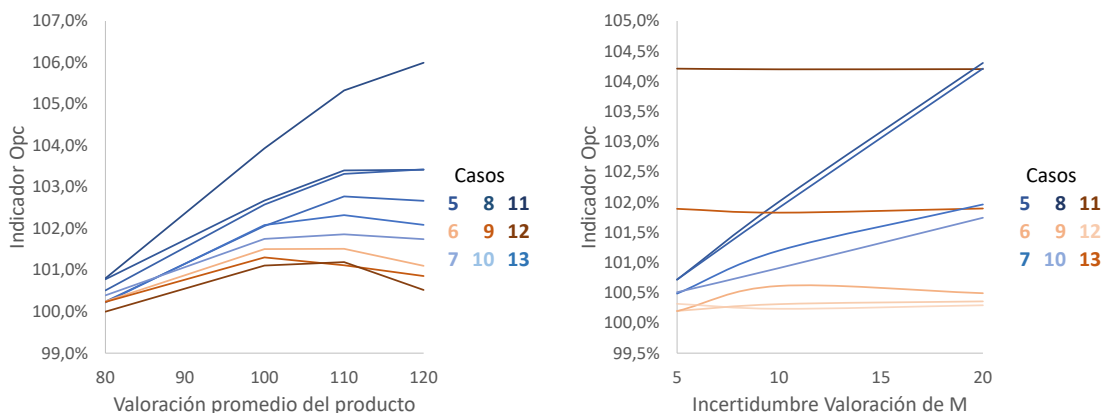
Es destacable la diferencia que presenta este indicador para casos de baja (5, 8 y 11) y alta demanda (6, 9 y 12). Con baja demanda (alta competitividad) el precio de cierre de la subasta es bajo, lo que ofrece menores oportunidades para obtener altas ganancias. De hecho, en la figura 2-11 se observa que independientemente del valor de mercado del producto (M) y de la dispersión de las estimaciones de los agentes racionales ($\sigma_{\hat{M}}$) los valores más bajos de este indicador se obtienen para los casos de baja demanda. Sin embargo, es precisamente en los casos de baja demanda donde la información permite las mayores mejoras en términos relativos. Puntualmente, mientras el indicador r^* es 6 veces mayor para los casos con información (casos 8 y 11) que para el caso sin información (caso 5) cuando la demanda es baja, esta relación es de apenas de 1.7 cuando la demanda es alta. Esto indica que es de mayor utilidad para el agente adaptativo disponer de información cuando hay mayor competitividad en la subasta.

Retomando nuevamente la figura 2-11, en la parte (b) se analiza el efecto que tiene la dispersión de la estimación del valor del producto ($\sigma_{\hat{M}}$) sobre la ganancia del agente adaptativo. Este parámetro indica la precisión con la que el precio de oferta de los agentes racionales refleja el verdadero valor del producto. Esto a su vez tiene implicaciones sobre el precio de cierre de la subasta y sobre la efectividad de la información que se revela en la subasta. En dicha figura se observa que en los casos que se utiliza la información de cantidades para su proceso de adaptación, r^* permanece constante frente a variaciones de ($\sigma_{\hat{M}}$) para cualquier nivel de demanda, es decir, las características de la información sobre precios de retiro no tiene ningún efecto sobre la adaptación de la oferta cuando ésta se basa en información sobre cantidad retirada. Esto evidencia la independencia de la información sobre precios y cantidades, tal como se planteó en la definición de este experimento.

Por otra parte, los casos de adaptación con información y sin información muestran una tendencia creciente frente al aumento de $(\sigma_{\hat{M}})$, es decir, a menor precisión de las predicciones mayor será r^* para el agente adaptativo. La explicación de esto radica en la rapidez con la que se revela la información durante la subasta. Por ejemplo, si el valor del producto es 80 y todos los agentes racionales tiene estimaciones muy cercanas, en las primeras rondas, con precios de 134 y 128, ningún agente racional se retirará y por lo tanto el agente adaptativo no dispondrá de nueva información para establecer su estrategia.

Indicador de Optimalidad O_{pc}

Como en esta subasta el Reward del agente adaptativo depende enteramente de ganar la subasta (de otra forma $r^* = 0$), el único incentivo que tendría un agente para retirarse anticipadamente, y consecuentemente aumentar el precio de cierre, es prevenir una posible pérdida por ganar la subasta a un precio muy bajo. En otras palabras, este indicador muestra el efecto que tiene sobre el precio de cierre, el nivel de aversión al riesgo que desarrolla el agente adaptativo en cada caso.



(a) Sensibilidad frente valoración del producto (b) Sensibilidad frente a incertidumbre del valor del producto

Figura 2-12.: Sensibilidad del Indicador de optimalidad O_{pc} para cada caso

La gráfica (b) de la figura 2-10 presenta los resultados generales de los nueve casos para este indicador. En primer lugar, llama la atención que los valores son muy cercanos al 100 % para todos los casos. Esto indican que los resultados no sugieren que los procesos de adaptación planteados conduzcan a detrimentos importantes en la optimalidad de la subasta. Sin embargo, hay dos diferencias que vale la pena resaltar:

1. Los casos de demanda baja y demanda alta son respectivamente los que tienen mayores y menores valores de O_{pc}
2. Los valores son mayores para los casos con información de cantidades.

El primer planteamiento obedece a que la probabilidad que tiene los agentes de tener ganancias es más alta cuando hay baja competencia (alta demanda) y por lo tanto, al retirarse antes corre el riesgo de no ser asignado en una subasta en la que podría tener ganancias con un precio más bajo. La segunda diferencia mencionada se explica por la falta de precisión que tienen los modelos con información de cantidades para estimar el valor del producto subastado (M). Eso hace que la aversión al riesgo del agente aumente. De hecho este efecto se refleja también en la parte (a) de la figura **2-10** en la que r^* resulta mayor para el caso 8 (info. precios) que para el caso 11 (info. cantidades).

La figura **2-12** presenta la sensibilidad de este indicador frente a la valoración promedio del producto (M) y la incertidumbre de la estimación de los agentes racionales ($\sigma_{\hat{M}}$). En la parte (a) de dicha figura se observa que el indicador O_{pc} aumenta cuando incrementa el valor de M , esto se explica por que en las subastas con menores M es más probable obtener ganancias y por eso la pérdida potencial de retirarse es más alta que la pérdida potencial por el riesgo de caer en la maldición del ganador al continuar en la subasta. La parte (b) de esta figura muestra resultados equivalentes a la figura **2-11** con la diferencia que para el indicador de optimalidad la precisión de las estimaciones tiene más relevancia para tomar la decisión de retirarse anticipadamente cuando la demanda es baja.

Análisis de las Estrategias de Oferta

Para identificar las estrategias que establece el agente adaptativo después del proceso de adaptación, en la figura **2-13** se presenta un resumen de las matrices $Q(s, a)$ que se obtuvieron en cada simulación. En esta figura se presentan 4 cuadros, los 3 primeros (a, b y c) presentan los resultados para los casos que incluyen información en el aprendizaje y el último (d) los resultados de los casos que no incluyen información. Los tres primeros cuadros agrupan los estados con base en el nivel de riesgo de caer en la maldición del ganador que percibe el agente en función de las variables IPR y QT respectivamente (Ver sección 2.1.2).

Para resumir los resultados de todas las simulaciones, en cada caso se determinó el porcentaje de episodios en los que la acción óptima es continuar en la subasta. Por ejemplo, en el cuadro a (Riesgo bajo), se observa que en el caso 8 cuando el precio de ronda es 86, en el 78% de las simulaciones la acción óptima es mantenerse en la subasta. En contraste, en este mismo caso y precio de ronda cuando el riesgo es alto (cuadro c) solo el 40% de las simulaciones determinan que es óptimo permanecer en la subasta.

Entrando en detalle, la figura **2-13** permite identificar varios puntos relevantes. El primero de ellos es el contraste de la estrategia que se establece en los casos con y sin información. Mientras, para los casos sin información (cuadro d) la estrategia es no retirarse de la subasta en la mayoría de los casos y estados, en los casos con información el agente puede identificarse una estrategia diferenciada para cada nivel de riesgo. Incluir la información de precios y cantidades en la definición de la estrategia, aumenta la capacidad del agente para distinguir una acción óptima en cada circunstancia.

| Precio ronda | Caso 8 | Caso 9 | Caso 10 | Caso 11 | Caso 12 | Caso 13 | Precio ronda | Caso 8 | Caso 9 | Caso 10 | Caso 11 | Caso 12 | Caso 13 |
|--------------|--------|--------|---------|---------|---------|---------|--------------|--------|--------|---------|---------|---------|---------|
| 134 | 77% | 92% | 95% | 95% | 100% | 100% | 134 | 58% | 85% | 78% | 69% | 99% | 76% |
| 128 | 78% | 92% | 92% | 87% | 99% | 100% | 128 | 54% | 81% | 71% | 53% | 98% | 76% |
| 122 | 80% | 92% | 96% | 87% | 98% | 99% | 122 | 36% | 75% | 63% | 41% | 94% | 67% |
| 116 | 85% | 89% | 96% | 89% | 90% | 93% | 116 | 38% | 76% | 63% | 33% | 80% | 61% |
| 110 | 87% | 83% | 84% | 89% | 77% | 77% | 110 | 45% | 69% | 63% | 38% | 69% | 56% |
| 104 | 91% | 85% | 82% | 91% | 78% | 76% | 104 | 45% | 73% | 58% | 38% | 56% | 50% |
| 98 | 95% | 88% | 84% | 93% | 78% | 74% | 98 | 57% | 70% | 64% | 45% | 59% | 53% |
| 92 | 97% | 93% | 91% | 96% | 82% | 85% | 92 | 60% | 76% | 70% | 49% | 58% | 52% |
| 86 | 78% | 92% | 90% | 53% | 77% | 74% | 86 | 62% | 80% | 76% | 36% | 65% | 51% |

(a) Riesgo Bajo

(b) Riesgo Medio

| Precio ronda | Caso 8 | Caso 9 | Caso 10 | Caso 11 | Caso 12 | Caso 13 |
|--------------|--------|--------|---------|---------|---------|---------|
| 134 | 62% | 69% | 61% | 66% | 88% | 68% |
| 128 | 54% | 66% | 51% | 54% | 81% | 51% |
| 122 | 36% | 49% | 34% | 31% | 69% | 40% |
| 116 | 40% | 47% | 33% | 28% | 60% | 26% |
| 110 | 44% | 50% | 39% | 33% | 49% | 29% |
| 104 | 30% | 47% | 35% | 28% | 43% | 31% |
| 98 | 30% | 49% | 33% | 13% | 43% | 37% |
| 92 | 36% | 58% | 43% | 22% | 53% | 36% |
| 86 | 40% | 70% | 46% | 20% | 64% | 19% |

(c) Riesgo Alto

| Precio ronda | Caso 5 | Caso 6 | Caso 7 |
|--------------|--------|--------|--------|
| 134 | 58% | 81% | 81% |
| 128 | 58% | 74% | 68% |
| 122 | 41% | 64% | 56% |
| 116 | 46% | 59% | 56% |
| 110 | 57% | 64% | 56% |
| 104 | 64% | 72% | 67% |
| 98 | 63% | 71% | 70% |
| 92 | 72% | 80% | 79% |
| 86 | 71% | 86% | 79% |

(d) Sin informacion

Figura 2-13.: Estrategias de oferta dependiendo del nivel de riesgo percibida por el agente adaptativo (Porcentaje de simulaciones cuya a^* es permanecer en la subasta dado un precio y un nivel de riesgo)

Al comparar los dos tipos de información, se observa que el porcentaje de permanencia del agente varía en función del precio ronda de manera diferente para cada tipo de información. Lo anterior, genera que para precios de ronda altos el porcentaje de permanencia sea más alto en los casos que incluyen información sobre cantidades retiradas (Casos 11, 12 y 13), pero para precios bajos el porcentaje de permanencia es más alto en los casos que incluyen información sobre precios (casos 8, 9 y 10). Esto explica que los primeros obtengan mejores resultados en situaciones de alta competencia, donde se espera que los precios de cierre sean bajos y que los segundos obtengan mejores resultados con niveles de competencia bajos donde el precio de cierre es normalmente alto.

Algo similar sucede al comparar los casos de demanda fija (casos 8, 9, 11 y 12) con aquellos que tienen incertidumbre en la demanda (casos 10 y 13). Cuando existe incertidumbre el porcentaje de permanencia se reduce más rápidamente a medida que se disminuye el precio

de ronda. Tanto este efecto, como el del párrafo anterior tienen el mismo origen: la pérdida de capacidad de estimar con precisión el valor real del producto, hace que aumente la percepción de riesgo del agente adaptativo y por lo tanto, establezca ofertas más conservadoras cuando la probabilidad de ganancias son más bajas (alta competencia).

2.5. Conclusiones del Capítulo

Al inicio de este capítulo se plantearon tres preguntas que indagaban sobre la posibilidad de adaptación de las ofertas en función de la información que se revela en este tipo de subastas, los posibles equilibrios a los que se llegarían si existe esta adaptación y los mecanismos mediante los cuales se desarrolla. Para dar respuesta a estos cuestionamientos, se plantearon modelos de agentes basados en una metodología de aprendizaje por refuerzo llamada Q-Learning y, a partir de sus resultados, se pudieron establecer una serie de conclusiones que, más allá responder a dichos cuestionamientos, representan una contribución importante para el diseño de subastas.

Respecto a la adaptación de las ofertas de los participantes de una subasta de reloj descendente, en primer lugar hay que decir que es posible aún sin información revelada durante la subasta. De hecho, la mecánica de la subasta hace que durante su desarrollo exista un mínimo de información que puede permitir que los agentes ajusten su oferta para maximizar su beneficio. Puntualmente, la mínima información que puede tener un agente a lo largo de la DCA es si la subasta sigue abierta al precio de ronda actual. Los experimentos analizados en esta sección permiten concluir que los agentes, aún limitados a esta información, pueden adaptar la oferta en algunos casos particulares. El primer caso ocurre cuando el agente puede segmentar su oferta, ya que al realizar retiros parciales puede influenciar el precio de cierre de la subasta haciendo que el restante de su oferta sea remunerado a un precio más alto. El segundo caso ocurre cuando las reglas de liquidación permiten que una oferta que retira su oferta y marca el precio de la subasta pueda ser adjudicada, ya que puede influenciar el precio al cual es contratada.

Otros casos que se analizaron antes de entrar a evaluar la influencia de la información fueron la incertidumbre en la demanda de la subasta y la posibilidad de tener simultáneamente agentes adaptativos y no adaptativos en una misma simulación. La conclusión sobre ambos aspectos es similar, pueden limitar el establecimiento de comportamientos estratégicos en los agentes adaptativos aunque no los eliminan totalmente. Las conclusiones establecidas a partir de estos primeros casos fueron fundamentales para el diseño del experimento enfocado en el efecto de la información revelada durante la subasta sobre la adaptación de las ofertas. Para responder a la pregunta sobre los equilibrios alternativos a los que pueden llevar la adaptación de la oferta se propusieron dos indicadores: O_{pc} y E_a . El primero permitió comparar el efecto de la adaptación sobre la optimalidad de la subasta en distintos experimentos. Por su parte, el indicador E_a permite identificar si las asignaciones que define el algoritmo corresponden con las que menores costos representan. De esta manera se logró identificar

si la adaptación favorecía la realización de equilibrios más eficientes y óptimos o si por el contrario generaba un detrimento en uno o ambos aspectos.

Teniendo en cuenta lo anterior, el diseño del experimento para la evaluación de la adaptación con información revelada durante la subasta incluyó distintos niveles de demanda de la subasta y agentes no adaptativos. El análisis se enfocó en las estrategias de un único agente adaptativo que no tenía la posibilidad de segmentar su oferta. Adicionalmente, en las simulaciones se incluyeron variaciones sobre el valor esperado del bien (manteniendo los mismos precios de ronda) y sobre la dispersión de las ofertas de los agentes no adaptativos. Sobre la adaptación con información la conclusión general es que la estrategia de los agentes puede adaptarse llegando a equilibrios en los que los agentes logran mejores ganancias sin sacrificar la optimalidad de la subasta. Esto es posible ya que, con la información que se revela, pueden diferenciar el nivel de riesgo de caer en la maldición del ganador.

Se encontraron diferencias de los resultados con cada tipo de información revelada. La información sobre precios de retiro, permitió al agente adaptativo tener una mejor estimación del valor del producto subastado y prevenir más efectivamente la maldición del ganador. Esto le permitió tener un mejor desempeño en situaciones de alta competitividad. La información de cantidades por su parte, logra mejores resultados en condiciones de baja competitividad ya que permite al agente percibir con mayor efectividad su posición dentro de la subasta lo que, sumado a la capacidad de reconocer a qué precios es más probable obtener ganancias, hace que el agente adopte estrategias más arriesgadas en precios altos.

Otro hecho que vale la pena resaltar es la diferencia de la optimalidad de la subasta con los dos tipos de información. Aunque retirarse anticipadamente no generaba ganancias para el agente adaptativo, en los casos con información de cantidades se encontró un detrimento de la optimalidad especialmente marcado en el caso de baja demanda. Esto se debe a la estrategia conservadora que adopta el agente con este tipo de información. Por el contrario, la información sobre precios, logro un indicador O_{pc} incluso inferior que el de los casos sin información, lo que sugiere que cuando el agente dispone de información sobre precios de retiro mejora la optimalidad de la subasta. Esto tiene implicaciones evidentes sobre el diseño de subastas: es preferible revelar información sobre los precios de retiro que sobre la cantidad retirada. Es importante recordar que estas conclusiones se basan en los resultados obtenidos para un producto de valor común.

La incertidumbre de la demanda dificulta la estimación del valor del producto, generando que las ofertas sean más conservadores y, consecuentemente, trayendo efectos negativos sobre la optimalidad.

Por último, teniendo en cuenta que los precios de las rondas de la subasta se mantuvieron constantes en todas las simulaciones, la variación del valor esperado del bien subastado y la dispersión de las ofertas de los agentes no adaptativos permitieron identificar la importancia que puede tener la correcta definición de los precios de ronda sobre los resultados de la subasta. Los resultados mostraron que cuando el valor esperado del bien está más cerca del valor mínimo de la subasta, se incrementan los efectos de la adaptación ya que el agente

adaptativo dispone de más rondas para percibir la información que revelan los demás agentes. Así mismo, cuando hay más dispersión en las ofertas de los agentes no adaptativos, es decir cuando se tiene más incertidumbre sobre el valor del bien, la información comienza a revelarse más rápidamente. Por ejemplo, si todos los agentes no adaptativos conocieran exactamente el valor del bien (incertidumbre 0) entonces todos se retirarían al mismo tiempo y no habría ninguna información revelada en los rondas anteriores.

3. Efecto del Diseño del Producto en la Adaptación de la Oferta en Subastas de Mercados de Capacidad

En el capítulo anterior se desarrollaron tres modelos basados en agentes (ABM) con los que se evaluó el proceso de adaptación de las ofertas en una subasta de reloj descendente. Con esto se pudo comprobar que la información que se revela a lo largo de este tipo de subastas puede resultar relevante para la estrategia de oferta. Estas conclusiones representan un aporte importante para el entendimiento de las subastas dinámicas que se usan con frecuencia en el sector eléctrico. Sin embargo, es claro que para extrapolar estas conclusiones al análisis de las subastas por capacidad/energía firme, resulta relevante construir un modelo que incluya con mayor detalle la construcción del valor del producto subastado, denominado en este documento como la variable M . Tal como se mencionó en la sección 1.2, esta variable representa el valor neto entre pérdidas y ganancias generadas por incluir una nueva central en el mercado de energía a partir de la subasta de energía firme. En este sentido, se busca en este capítulo incluir un modelo para el cálculo del valor del producto que tenga en cuenta las características principales de un mercado de energía.

Tal como se detalla en la siguiente sección, el valor del producto subastado depende en gran medida, de los posibles resultados del mercado de energía también conocido como mercado spot. Por lo anterior, el elemento característico de los casos que se presentan en este capítulo es el modelo del mercado spot que se incluye en el análisis. Se podría decir que el cambio sustancial que se incluye en el modelo de agentes es la caracterización de M a partir de expresiones más complejas. Por su parte, la plataforma de simulación se complementa con un modelo para simular el mercado spot bajo diferentes escenarios. Específicamente, se optó por un modelo de equilibrio que además de proyectar el precio spot, tiene como resultado una estimación de la generación de cada agente.

Por otro lado, el diseño del producto también tiene influencia sobre la determinación del valor del producto en la subasta, ya que de su diseño depende la forma en que se remuneran los costos y el riesgo que se asume, tal como se presentó en la sección 1.1. En este sentido, **el objetivo del capítulo es analizar el efecto que tiene la definición de los productos en una subasta de largo plazo sobre su optimalidad y eficiencia**, correspondiente al segundo objetivo específico de esta tesis doctoral.

Por último, es importante mencionar que en este capítulo, los casos evaluados incluyen úni-

amente agentes adaptativos, con la intención de incluir la posibilidad de establecer colusión implícita y evaluar el efecto que pueda tener sobre los resultados de la subasta. Adicionalmente, simular que todos los agentes son *price makers* refleja de mejor manera la naturaleza oligopólica de gran parte de los mercados de energía eléctrica.

3.1. Descripción del Modelo

3.1.1. Definición de Productos

En términos generales, en este capítulo se modela una subasta de reloj descendente (DCA) en la que los generadores compiten para salir adjudicados en una subasta de energía firme. Cada generador participa con una única central y la obligación de energía firme puede estar contratada por medio de un contrato tipo *Forward* o mediante *Reliability Options*. Ambos productos tienen un periodo de compromiso (T) igual a un año.

El producto tipo *forward* (F) está definido por el precio del contrato (P_F), la cantidad de energía firme contratada (Q_F) y el periodo de compromiso (T). Cuando en la subasta se adjudica este tipo de producto, el generador adquiere la obligación de suministrar una cantidad de energía Q_F durante el periodo de compromiso a un precio P_F . Aunque estos parámetros son fijos durante el periodo de compromiso, la liquidación se hace en subperiodos horarios ya que el *reward* de este tipo de productos depende del precio spot del mercado (π_t), tal como se presenta en la ecuación 3-1. En esta ecuación también interviene la generación de cada hora G_t y los costos variables (C_v) y fijos (C_f).

$$R_F = \sum_{t \in T} (P_F Q_F - \pi_t Q_F + G_t (\pi_t - C_v) - C_f) \quad (3-1)$$

Por otro lado, los *Reliability Options* se han modelado como una *call option* (CO) básica que garantiza a los consumidores (u otras entidades que los representen) la posibilidad de adquirir una cantidad de energía Q_{CO} a un precio preestablecido conocido como precio de ejercicio o *strike price* (p_s). En contraprestación, los generadores reciben un pago fijo conocido como la prima de la opción (P_{CO}). Durante el periodo de compromiso el generador recibe un monto fijo proporcional a P_{CO} y Q_{CO} y debe asumir las diferencias entre el precio de bolsa y p_s cuando el primero sea mayor ($\pi_t > p_s$). Lo anterior puede reescribirse tal como lo presenta la ecuación 3-2.

$$R_{CO} = \sum_{t \in T} (P_{CO} Q_{CO} - \max(\pi_t - p_s, 0) Q_{CO} + G_t (\pi_t - C_v) - C_f) \quad (3-2)$$

Estas ecuaciones podrían reescribirse para relacionarlas con la ecuación 1-4:

$$R_F = \sum_{t \in T} (P_F Q_F + MF_t)$$

$$R_{CO} = \sum_{t \in T} (P_{CO} Q_{CO} + MCO_t)$$

Donde:

$$MCO_t = -\max(\pi_t - p_s, 0)Q_{CO} + G_t(\pi_t - C_v) - C_f$$

$$MF_t = -\pi_t Q_F + G_t(\pi_t - C_v) - C_f$$

De esta manera, se evidencia la relación que hay entre estos productos y los productos analizados en el capítulo anterior. Específicamente, en este capítulo se está complementando el modelo al incluir de manera explícita la relación de la variable M y el mercado Spot.

3.1.2. Modelo del Mercado Spot: Strategic Production-Cost Model

Para la valoración de los dos productos, es indispensable disponer del precio de bolsa (π_t) y la generación (G_t) de cada subperiodo t y por esto es necesario incluir un modelo del mercado spot. Una de las categorías en las que [Weron, 2014] clasifica los modelos de precio de bolsa es la de modelos multiagente. Este tipo de modelos son modelos de equilibrio que se pueden entender como generalizaciones de modelos basados en costos (*Cost-based models*) pero que incluyen comportamientos estratégicos.

Estos modelos resultan convenientes cuando no hay información histórica de los mercados pero se tienen estimaciones de costos y de la concentración del mercado. Basado en esta información, se logra una estimación cualitativa del precios de un mercado [Weron, 2014]. En otras palabras, este tipo de modelos ofrecen una predicción del precio de bolsa con una precisión limitada, pero suficiente para identificar el nivel de precios en diferentes situaciones. Adicionalmente, sus bajos requerimientos computacionales los hace adecuados para análisis de mercado de mediano y largo plazo.

Una ventaja adicional es que también se tiene una estimación del programa de generación en el horizonte de tiempo simulado como parte del resultado de las simulaciones, lo que resulta particularmente útil para el problema que se está abordando.

Por estas razones, se implementó un modelo de equilibrio estático denominado *Strategic Production Cost Model* (SPCM) [Batlle and Barquín, 2005]. Este modelo es similar a los modelos clásicos basados en los costos de producción pero se diferencia en que incluye los efectos oligopólicos propios de mercados alta y medianamente concentrados, como buena parte de los mercados del sector eléctrico. Este modelo ha sido usado en otros trabajos sobre mercados de capacidad (ver [Rodilla et al., 2011]) debido a que permite la realización de un gran número de simulaciones, las cuales son necesarias en análisis de largo plazo.

El objetivo de esta metodología es establecer la función de oferta $\beta_i(q)$ de cada generador i , es decir, una curva de oferta precio-cantidad que le permita maximizar su margen en el

mercado de energía (M_i) determinado por la diferencia entre ingresos (Isp_i) y costos de generación (Csp_i).

$$M_i = Isp_i - Csp_i$$

Al derivar M en función de (q_i) e igualarlo a 0 para encontrar condiciones de optimalidad se tiene que:

$$\frac{\partial Isp_i}{\partial q_i} = \frac{\partial Csp_i}{\partial q_i}$$

Esta expresión establece que una condición de optimalidad, es cuando el ingreso marginal es igual al costo marginal (Cmg_i). Suponiendo que el ingreso del generador depende únicamente de las ventas en bolsa, se tiene que:

$$Cmg_i = \frac{\partial}{\partial q_i}(\pi \cdot q_i)$$

La segunda suposición que realiza SPCM es que el precio de equilibrio depende directamente de la oferta del generador debido a su condición oligopólica, es decir, que la estrategia de oferta de precio que podría establecer el agente ($p_i = \beta(q_i)$) está en función de su cantidad ofertada y es exactamente igual al precio de bolsa que fijaría su cantidad ofertada ($\pi(q_i) = \beta(q_i)$), entonces:

$$Cmg_i = \pi(q_i) + \frac{\partial \pi(q_i)}{\partial q_i}(q_i)$$

$$\beta(q_i) = Cmg_i - \frac{\partial \pi(q_i)}{\partial q_i}(q_i)$$

El término $\frac{\partial \pi(q_i)}{\partial q_i}$ de la expresión anterior, evalúa el cambio del precio del mercado en función de la oferta de cantidad del generador i . Esto es equivalente a determinar la derivada de la demanda residual. Esta última expresión indica que una estrategia calculada como el costo marginal más un componente adicional que depende de la derivada de la demanda residual, cumple las condiciones de optimalidad para maximizar el margen del agente.

Finalmente, luego de calcular la estrategia que maximiza el margen de cada agente, se determina el precio de equilibrio del mercado (π_{clear}) evaluando la siguiente expresión:

$$D = \sum_{i=1}^N [\beta_i^{-1}(\pi_{clear})]$$

Donde β_i^{-1} es la función inversa de la función de oferta óptima del generador ($q_i = \beta_i^{-1}$).

La demanda del mercado spot durante el periodo de análisis se caracteriza a partir de una curva de duración de carga discreta que permite analizar el precio de bolsa en distintos niveles de estrés del sistema. Esto permite tener un panorama global de los niveles de precio del mercado. En la figura **3-1**, se presenta un ejemplo de la curva de carga del sistema

construida con la demanda de las 8760 horas del periodo a analizar (línea roja) expresada como un porcentaje de la demanda promedio. A partir de esta gráfica se determinan 10 niveles de demanda, correspondientes a los percentiles del 5 al 95 (barras azules). Estos últimos, son las variables entrada del modelo para representar la variabilidad de la demanda del mercado spot durante el periodo de análisis.

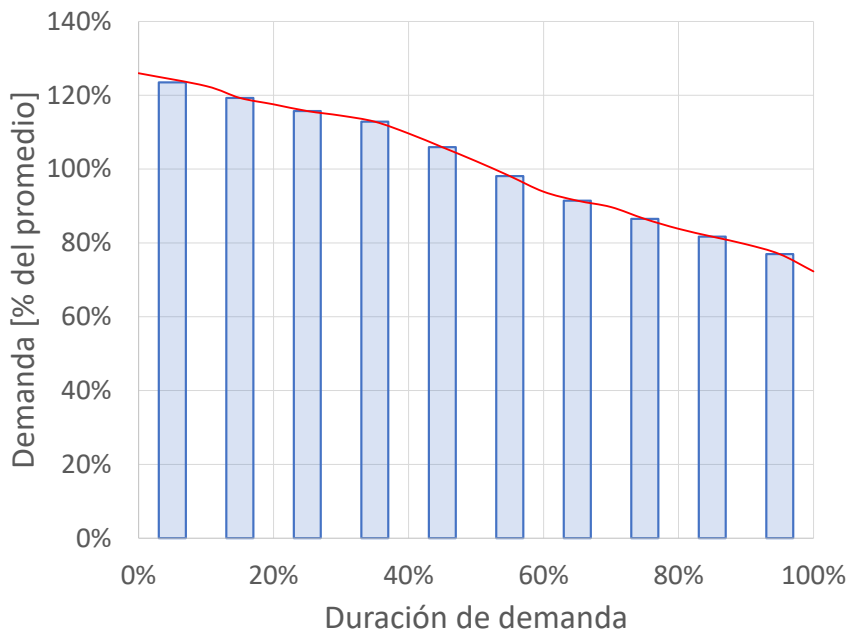


Figura 3-1.: Curva de duración de carga del mercado spot

Otro aspecto a mencionar, es la manera en que se incluyen las centrales que tienen costo marginal igual a 0 (hidroeléctricas, centrales fotovoltaicas, etc.). En este capítulo se determina una disponibilidad del recurso aleatoriamente en función de una distribución de probabilidad y se incluye en la base de las ofertas de los generadores.

Finalmente, se implementó un algoritmo en MATLAB para realizar una simulación por cada nivel de demanda. La curva de oferta de cada agente y la demanda residual se construyen a partir de los costos variables de cada tipo de generación. La agregación de estas curvas de oferta permite estimar el precio de equilibrio y la generación estimada de cada agente.

3.2. Descripción del Experimento

3.2.1. Casos a Simular

Para responder a la pregunta central de este capítulo, la comparación entre dos tipos de producto subastado, se han establecido un serie de casos que permiten tener una mirada

Tabla 3-1.: Casos para comparar el desempeño de la subasta con varios productos

| Información | Sin incertidumbre | Incertidumbre |
|---------------------------|--------------------------|----------------------|
| Durante la subasta | en el reward | en el reward |
| Sin Información | Caso 14 | Caso 15 |
| Precio de retiro | Caso 16 | Caso 17 |
| Cantidad retirada | Caso 18 | Caso 19 |

amplia sobre el tipo de resultados que pueden alcanzarse bajo diferentes condiciones de la subasta y del mercado.

En cuanto a las condiciones de la subasta, un primer aspecto que se incluyó dentro del análisis fue la información que se revela en la subasta ya que, como se presentó en el capítulo anterior, es un elemento que tiene influencia sobre la adaptación de la oferta de los generadores.

Por otro lado, a diferencia de los casos evaluados anteriormente, en una subasta de energía firme las ganancias obtenidas al finalizar no son fijas sino que tienen una incertidumbre asociada a varios factores, entre los que se puede incluir las variaciones de la demanda de energía, la fluctuación de los precios de combustibles, la indisponibilidad de las centrales de generación y la incertidumbre en fuentes de energía primaria. Esta última es de especial importancia en sistemas con gran capacidad instalada de recursos renovables. Por ejemplo, en un país como Colombia, que tiene una matriz de generación mayoritariamente hidroeléctrica, el precio spot tiene una gran variabilidad por fenómenos ambientales como “El Niño”, el cual afecta el régimen de precipitaciones y por ende la disponibilidad del recursos hídrico. En este sentido, se incluyó en el análisis la incertidumbre en el *reward* del agente adaptativo. Esto permitirá identificar si alguno de los productos presenta un mejor desempeño en condiciones de alta incertidumbre.

En total, se establecieron 6 casos a simular considerando casos sin información, casos con información de precios de retiro y casos con información de la cantidad total retirada. También se diferenciaron entre casos con y sin incertidumbre en el *reward* del agente adaptativo, tal como se presenta en la tabla **3-1**.

Los casos que disponen de distinto tipo de información se diferencian en el conjunto de estados que utilizan los agentes para la adaptación de su oferta. Dependiendo del tipo de información, se emplean los conjuntos de estados definidos en las tablas **2-1**, **2-2** y **2-3** respectivamente.

Antes de hablar de las diferencias entre los casos con y sin incertidumbre en el *reward*, es importante mencionar que cada subasta simulada tiene un número de estados finales definidos por los generadores ganadores y por el precio de cierre de la subasta. Por ejemplo en la tabla **3-2** se enumeran los ocho posibles estados finales que se pueden dar en una subasta de tres participantes para cada precio de cierre. En los casos que NO hay incertidumbre en el *reward*, cada estado final de la subasta tiene asociado un valor específico de reward para cada agente. En contraste, en los casos con incertidumbre en el reward, los estados finales tienen asociada una distribución de probabilidad con la que se representa el reward que se podría obtener.

Tabla 3-2.: Posibles estados finales para cada precio de cierre en una subasta con 3 participantes

| Estado final | G1 | G2 | G3 |
|--------------|-----|-----|-----|
| 1 | Out | Out | Out |
| 2 | Out | Out | In |
| 3 | Out | In | Out |
| 4 | Out | In | In |
| 5 | In | Out | Out |
| 6 | In | Out | In |
| 7 | In | In | Out |
| 8 | In | In | In |

De esta manera, en cada episodio se selecciona aleatoriamente el reward de los agentes a partir de la función de distribución de probabilidad correspondiente para el estado final de la subasta.

Para construir estas distribuciones de probabilidad en los casos 15, 17 y 19 se utilizó el Método Montecarlo para realizar 100 simulaciones seleccionando aleatoriamente la demanda del mercado spot y la disponibilidad de las centrales hidroeléctricas. Estas simulaciones se realizaron para cada estado final posible en la subasta.

3.2.2. Calibración de Escenarios y Convergencia del Modelo

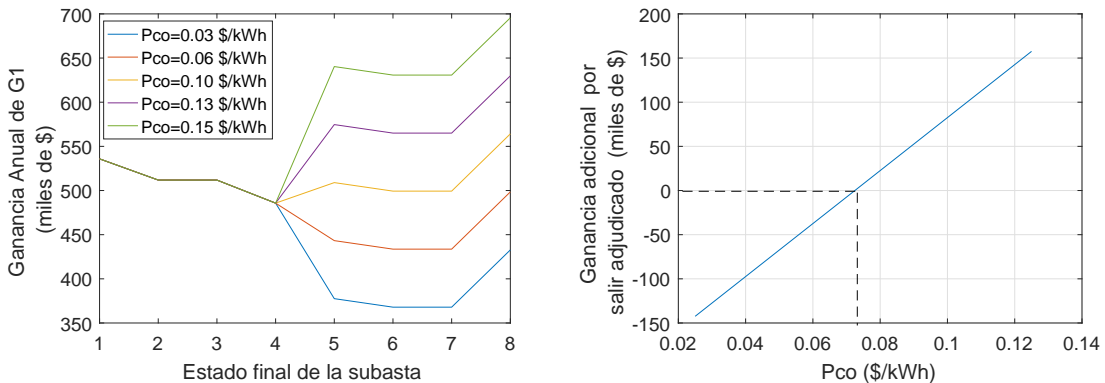
Para explicar los detalles de la metodología implementada para asegurar la convergencia y la consistencia de los resultados, es necesario retomar el concepto de la oferta sincera y contextualizarlo para los casos que se simularán en este capítulo.

La oferta sincera de un generador corresponde al mínimo precio de ronda al que es rentable salir adjudicado en la subasta. Para calcular esta variable, se propone comparar el *reward* de cada generador en los estados finales de la subasta en los que el generador resulta adjudicado con los estados en los que NO resulta adjudicado. A partir de lo anterior se determina el precio de la subasta que iguala la ganancia del agente en ambas situaciones. Por ejemplo, cuando 3 generadores (G1, G2 y G3) participan en la subasta, hay 8 posibles estados finales para cada posible precio de cierre tal como se presenta en la tabla **3-2**. Para determinar la oferta sincera, el generador G1 debe comparar sus resultados cuando su planta no es contratada (estados finales del 1 al 4) con sus resultados cuando es contratado (estados finales del 5 al 8) para distintos precios de cierre de la subasta. El precio correspondiente a la oferta sincera p , es aquel que iguala los resultados de ambos grupos de estados finales. A continuación, se presenta un ejemplo que ilustra el cálculo de la oferta sincera para estos experimentos.

Ejemplo 8

En la parte izquierda de la figura 3-2 se presentan las ganancias totales (mercado de energía y producto adjudicado) que podría tener G1 en varios estados finales de la subasta. Cada serie representa un precio de cierre de una subasta de *Reliability Options*. Al comparar la serie de $P_{CO} = 0,03$ $\$/kWh$ con la serie $P_{CO} = 0,15$ $\$/kWh$ se observa que si el precio de cierre de la subasta es igual al de la primera serie las ganancias esperadas son menores si resulta adjudicado (Estados finales 5, 6, 7 y 8) que si no sale adjudicado y por lo tanto la decisión racional en ese caso sería retirarse de la subasta si el precio de ronda es $p_r = 0,03$. Por el contrario, si el precio de ronda es $p_r = 0,15$ la decisión racional es NO retirarse de la subasta ya que las ganancias esperadas son mayores para los casos en los que resulta ganadora. Es importante notar que la ganancia esperada para los estados finales 1, 2, 3 y 4 son iguales para todas las series ya que son casos en los que no resulta adjudicado y por lo tanto las ganancias no dependen del precio de cierre de la subasta.

La gráfica presentada a la derecha en la figura 3-2 muestra la diferencia entre la ganancia de ambos grupos de estados finales versus el precio de cierre de la subasta. Allí se puede ver que para un precio de cierre de $0,75$ $\$/kWh$ la diferencia entre ambos grupos es 0 y salir adjudicado a precios inferiores genera pérdidas, mientras que salir adjudicado a precios superiores genera ganancias. Consecuentemente, se puede entender dicho precio como un precio racional de retiro.



(a) Ganancias de G1 en cada estado final (b) Variación de la ganancia en función de P_{CO}

Figura 3-2.: Ejemplo de determinación de oferta sincera



Formalmente, para encontrar el precio racional de retiro (\underline{p}) para una pareja de estados finales que se diferencian únicamente en que en uno de ellos resulta adjudicado el generador (por ejemplo los estados 1 y 5) se pueden utilizar las siguientes expresiones derivadas de igualar las ecuaciones 3-1 y 3-2:

$$\underline{P}_F = \pi - \frac{G(\pi - C_v) - c_f}{Q_{CO}}$$

$$\underline{P}_{CO} = \max(0, \pi - p_s) - \frac{G(\pi - C_v) - c_f}{Q_{CO}}$$

El segundo término del lado derecho de ambas expresiones es igual y corresponde al balance de ingresos y costos correspondientes del mercado spot. Esta alta dependencia que tienen los precios racionales de retiro con las condiciones del mercado de energía hace necesario incluir en el análisis distintas configuraciones del mercado para asegurar la consistencia de los resultados y la solidez de las conclusiones.

La determinación de las características de los escenarios de mercado spot a simular se realizó teniendo en cuenta los precios de retiro racional. Un primer criterio es que las características del mercado fijaran el valor de \underline{p} dentro de rangos factibles para ambos productos. Precios muy altos (iguales o superiores al precio máximo del mercado) indican que las condiciones del mercado dificultan la suficiencia financiera de una nueva central con una remuneración de su energía firme en valores razonables. Por el contrario, precio muy bajos (cerca de o inferiores a 0) indican que no es necesario un cargo que remunere la energía firme, y por lo tanto, hace innecesaria la subasta. Con precios muy altos de valoración de la energía firme la subasta siempre cerrará sin adjudicar a ningún participante y con precios muy bajos la subasta cerrará siempre al mínimo precio sin poder distinguir cuál es la asignación más eficiente.

En total se incluyeron 8 escenarios con diferentes condiciones del mercado de energía en lo relacionado con tecnología de generación, perfil de demanda y concentración de mercado. Dos tipos de portafolios de generación de energía fueron incluidos:

1. Portafolio térmico con 60 % de la capacidad instalada en centrales a Gas (CCGT) y un 40 % de centrales a carbón (60G40C)
2. Portafolio hidrotérmico con 70 % de generación hidroeléctrica, 15 % CCGT y 15 % a carbón (70H15G15C).

Respecto al perfil de demanda, se establecieron dos tipos de escenarios:

1. Curva de carga con altos picos de potencia, factor de Carga igual a 0.7 ($FC = 0,7$)
2. Curva de carga sin picos de potencia pronunciados, factor de Carga igual a 0. ($FC = 0,9$)

Por último, en lo relacionado con la concentración de mercado, se incluyeron también dos tipos de escenarios:

1. Altamente concentrado en el que 3 generadores se reparten homogéneamente el mercado de energía (HHI=3327)

Tabla 3-3.: Definición de los escenarios de mercado de energía simulados en cada caso

| Escenario | Port. de G. | FC | #Gen | Dem | \bar{P}_F | \bar{P}_{CO} |
|-----------|-------------|-----|------|------|-------------|----------------|
| 1 | 60G40C | 0.7 | 3 | 50 % | 50 % | 20 % |
| 2 | 60G40C | 0.9 | 3 | 54 % | 50 % | 18 % |
| 3 | 70H15G15C | 0.7 | 3 | 62 % | 50 % | 28 % |
| 4 | 70H15G15C | 0.9 | 3 | 69 % | 50 % | 16 % |
| 5 | 60G40C | 0.7 | 6 | 65 % | 50 % | 16 % |
| 6 | 60G40C | 0.9 | 6 | 59 % | 50 % | 14 % |
| 7 | 70H15G15C | 0.7 | 6 | 78 % | 50 % | 26 % |
| 8 | 70H15G15C | 0.9 | 6 | 80 % | 50 % | 16 % |

2. Moderadamente concentrado en el que participan 6 generadores (HHI= 1667).

En la tabla **3-3** se resumen los escenarios simulados por cada caso.

La definición de la demanda del mercado de energía (Dem) de cada escenario se estableció de tal forma que los precios de retiro racional de los generadores en todos los escenarios fueran equivalentes y de esta forma tener una base común para comparar los resultados de las simulaciones. La demanda se ajustó para que en todos los casos el precio de retiro promedio de los contratos Forward fuera igual. Se eligió calibrarlos al 50 % del precio máximo del mercado spot, ya que de esta manera se lograba adicionalmente que todos los precios de retiro de reliability options también fueran factibles. Es interesante observar las diferencias que existen en la demanda del mercado spot necesaria para nivelar los escenarios. En la tabla **3-3** se presenta la demanda del mercado de energía como un porcentaje de la capacidad total instalada. Según esta tabla para el escenario 1 la demanda que nivela el resultado es el 50 % de la capacidad instalada, mientras que en el escenario 8, *Dem* debe ser igual al 80 % de la capacidad instalada implicando esto un nivel de competitividad distinto.

Al igual que en los casos del capítulo anterior, se realizaron varias simulaciones del mismo par caso-escenario para asegurar la consistencia de los resultados y se verificó que los resultados en todas las simulaciones convergieran. En total se realizaron 10 simulaciones por cada escenario.

Respecto a la convergencia de cada simulación, se observó que a partir de 2000 episodios por simulación se lograba la convergencia de las simulaciones con un $\varepsilon - greedy$ de 0.1.

3.2.3. Indicadores de Desempeño

Para evaluar el desempeño de la subasta en cada simulación se calcularon 3 indicadores:

1. Indicador de precio de cierre: O_{pc} (Ver ecuación 2-4) para evaluar optimalidad.
2. Indicador de eficiencia en asignaciones: E_a (Ver ecuación 2-5).

3. Indicador para evaluar la optimalidad a partir de los gastos totales relacionados con el producto subastado: O_G .

El indicador sobre optimalidad que se introduce en este capítulo (O_G) permite comparar en términos relativos el costo adicional que representan los productos introducidos con la subasta de energía firme. Para contratos *forward* este indicador se calcula conforme la ecuación 3-3 y para *Reliability Options* con la ecuación 3-4. Para contratos *forward* esta variable se puede entender como la liquidación de un contrato por diferencias con base en el precio spot y para *call options* es la diferencia entre el costo del producto y el dinero ahorrado por ejercer la opción de compra cuando el precio de bolsa supera el precio de ejercicio.

$$O_G^F = \sum_{t \in T} (P_F Q_F - \pi_t Q_F) \quad (3-3)$$

$$O_G^{CO} = \sum_{t \in T} (P_{CO} Q_{CO} - \max(\pi_t - p_s, 0) Q_{CO}) \quad (3-4)$$

Este indicador da una visión integral de la optimalidad de los resultados de la subasta ya que consolida el efecto del precio de cierre (Variables P_{CO} y P_F) y el efecto de los resultados de la subasta en el mercado spot (π_t).

En los resultados se presenta el indicador (O_G) como un porcentaje referido al valor promedio del indicador en todos los casos. Esto se debe principalmente a que el valor específico de este indicador esta referido a una serie de supuestos sobre el mercado spot que no son fácilmente generalizables, y por lo tanto conocer el valor puntual carece de interés conceptual. En este sentido, resulta de mayor utilidad observar la variación de este indicador para los distintos casos que el valor específico de un caso particular.

Los indicadores se calculan individualmente en cada simulación y a partir de ellos se evalúa la consistencia de los resultados en cada escenario. Cuando se reporta un valor por caso o por escenario, corresponde al promedio simple de las simulaciones correspondientes.

3.2.4. Estructura del Experimento

Recapitulando, este experimento busca evaluar el efecto del tipo de producto sobre la adaptación de los generadores en subastas de capacidad. Para esto se establecieron 6 casos definidos por dos aspectos fundamentales para evaluar dicho efecto: i) el tipo de información que se usa en el proceso de adaptación y ii) la incertidumbre que puede tener el el *reward* de los agentes al final de cada episodio. Teniendo en cuenta la gran variabilidad que puede haber en la estructura de los mercados de energía, en cada caso se simularon 8 escenarios que buscan explorar si la tecnología de generación, la concentración de mercado o el perfil de la demanda del mercado de energía condicionan el efecto del producto sobre la adaptación. Por último, y

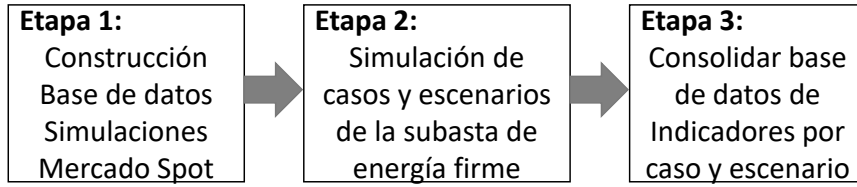


Figura 3-3.: Etapas del experimento que se propone en este capítulo

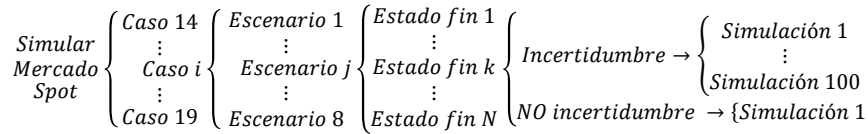


Figura 3-4.: Estructura de las simulaciones del mercado de energía (mercado spot)

al igual que en los casos evaluados anteriormente, se realizaron varias simulaciones en cada escenario para garantizar la consistencia de los resultados.

Para dar claridad sobre el experimento que se describe en este capítulo, con el que se busca identificar la influencia que tienen las características del producto subastado en el desempeño de la subasta, se presentan en la figura 3-3 las 3 etapas en las que se desarrolló.

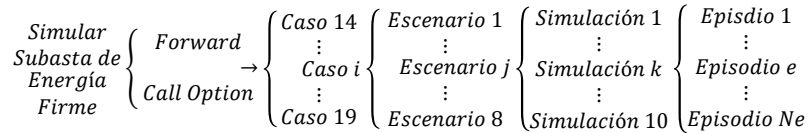


Figura 3-5.: Estructura de simulaciones de la subasta de energía firme

La primera etapa estuvo enfocada en determinar las características del mercado de energía sobre el cual se modelaría la subasta de energía firme y en consolidar una base de datos a partir de los resultados de simulaciones del mercado spot, con la cual se estima el *reward* de los agentes adaptativos durante su proceso de aprendizaje. En este sentido se eligieron los escenarios a simular, se calibraron para tener valoraciones del producto a subastar que hicieran factible la subasta y luego se realizaron simulaciones que permitieran caracterizar las ganancias de los generadores en todos los estados finales posibles al terminar la subasta. En la figura 3-4 se presenta la estructura con la que se desarrollaron estas simulaciones. En cada uno de los casos analizados en este capítulo (del caso 14 al caso 19), se analizaron los 8 escenarios y en cada escenario se hicieron simulaciones del mercado spot para todos los estados finales posibles de la subasta. El número de simulaciones por cada estado final depende de si se está analizando un caso con o sin incertidumbre en el *Reward*, para los casos sin incertidumbre se realiza solo una simulación de cada estado final mientras que

para los casos con incertidumbre se realizan 100 simulaciones. En total se hicieron 87264 simulaciones del mercado spot y con sus resultados se construyó una base de datos la cual sería consultada por los agentes adaptativos durante las simulaciones de la subasta de energía firme para determinar su *Reward* en cada episodio.

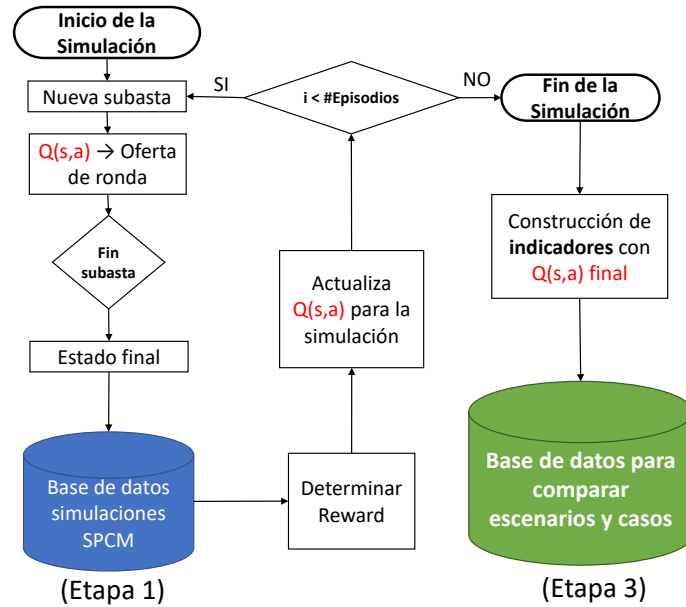


Figura 3-6.: Diagrama de flujo de cada simulación de la subasta de energía firme

La segunda etapa del experimento corresponde justamente a las simulaciones de la subasta de energía firme. Como se presenta en la figura 3-5 se realizaron simulaciones para evaluar cada producto, en los diferentes casos y escenarios planteados. Para cada pareja caso-escenario se realizaron 10 simulaciones y en cada simulación se corrieron 3000 episodios, correspondientes cada uno a la emulación de una subasta. En total se simuló el desarrollo de la subasta 8'640.000 veces agrupadas en 2.880 simulaciones.

Finalmente en la tercera etapa se consolidan los resultados de las simulaciones para comparar los indicadores de las 48 pares caso-escenario de los 2 productos. En la figura 3-6 se presenta esquemáticamente el desarrollo de cada una de las simulaciones de la etapa 2 y se evidencia la conexión entre las tres etapas del experimento

3.3. Resultados

En la figura 3-7 se presenta una visión general de los resultados a partir del promedio de los tres indicadores para cada caso y para cada tipo de producto. En esta figura se comparan los resultados de ambos productos y se resalta aquel que tiene un valor mayor para un indicador en un caso específico. En esta figura se deben resaltar 5 aspectos fundamentales:

| | Indicador | Reward sin incertidumbre | | Reward con Incertidumbre | |
|--------------------------------|-----------------|--------------------------|------|--------------------------|------|
| | | F | CO | F | CO |
| Sin Info. | Ea | 96% | 98% | 95% | 95% |
| | O _{pc} | 109% | 121% | 106% | 120% |
| | O _G | 94% | 104% | 77% | 105% |
| Info. Precio de retiro | Ea | 95% | 94% | 88% | 88% |
| | O _{pc} | 113% | 126% | 109% | 122% |
| | O _G | 103% | 105% | 97% | 102% |
| Info. Cantidad Retirada | Ea | 97% | 93% | 95% | 91% |
| | O _{pc} | 109% | 124% | 109% | 119% |
| | O _G | 86% | 108% | 98% | 97% |

Figura 3-7.: Resultados generales del experimento para comparar el desempeño de la subasta con distintos productos

1. En todos los casos se obtuvieron valores superiores al 85 % para el indicador de eficiencia de las asignaciones (E_a) lo que indica que el algoritmo de aprendizaje permitió llegar consistentemente a equilibrios eficientes.
2. En todos los casos el indicador de precio de cierre de la subasta (O_{pc}) es mayor al 100 % lo que indica que en promedio en todos los casos se llegaron a precios de cierre superiores a los estimados a partir de las valoraciones sinceras(\underline{p}), lo que representa un detrimento en la optimalidad
3. Para todos los casos analizados, el indicador O_{pc} es mayor para el producto tipo *Call Option* (CO) que para el producto tipo *Forward* (F), es decir, los segundos presentan un mejor desempeño en cuanto a la optimalidad de la subasta.
4. En la mayoría de casos (4 de 6) el indicador E_a fue mayor para F que para CO, y por lo tanto, los productos tipo *Forward* presentan un mejor desempeño en cuanto a la eficiencia de la subasta.
5. En la mayoría de los casos analizados (5 de 6 casos), el indicador para evaluar la optimalidad a partir del gasto relacionado con el producto subastado (O_G) fue mayor para CO que para F, lo que refuerza la idea del mejor desempeño de los productos tipo *Forward* en cuanto a optimalidad.

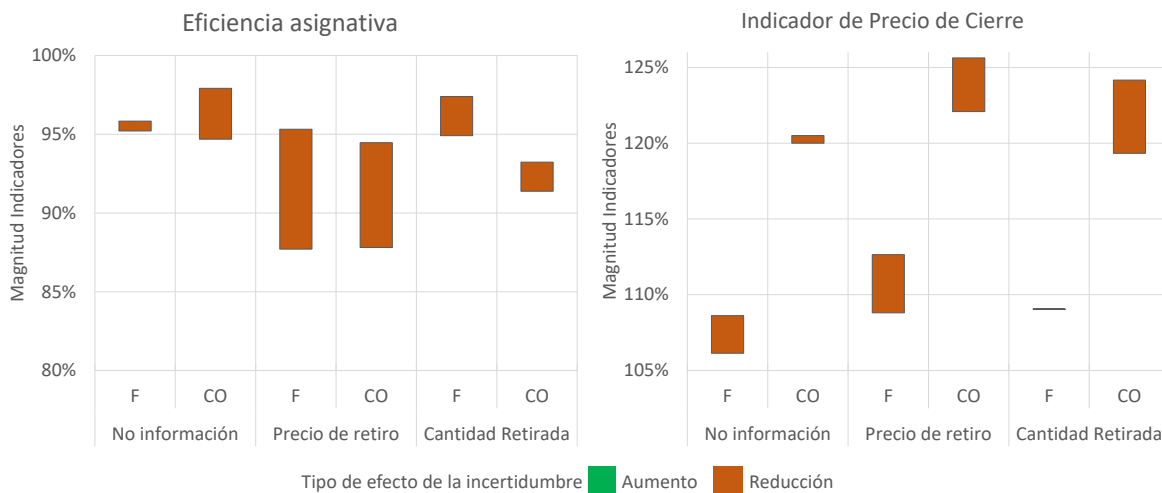
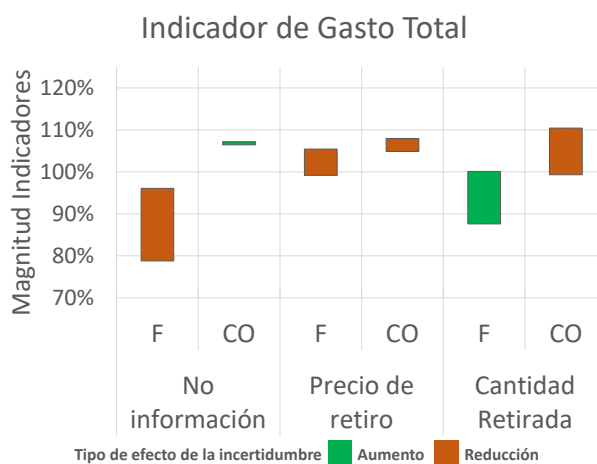
Los primeros dos aspectos están relacionados con el desempeño general del modelo implementado. Los resultados sugieren que la interacción de los agentes adaptativos y su proceso de aprendizaje finalmente convergen hacia equilibrios eficientes. En cuanto a la eficiencia, los altos porcentajes obtenidos en todos los casos evidencian que el modelo logra identificar equilibrios eficientes a partir del equilibrio alcanzado entre agentes adaptativos. Aunque la tendencia que muestran los precios de cierre de la subasta bien podría entenderse como una respuesta al riesgo de los agentes ante la incertidumbre del *Reward*, tal como se identificó en los análisis del capítulo anterior, en este experimento se encuentra evidencia de que la colusión implícita de los agentes también influye en la elevación del precio de cierre de la subasta. Sobre este punto se profundizará más adelante.

Los últimos 3 aspectos del listado anterior, hacen referencia a las diferencias de los resultados de la subasta por utilizar uno u otro producto. En primer lugar, los resultados muestran que la elevación del precio de cierre de la subasta es más pronunciado para *Reliability Options (CO)* que para contratos *Forward*. Esto es consistente con la relación que hay entre elevación de precios de retiro y aversión al riesgo de los agentes que se identificó en el capítulo pasado. De esta misma forma se puede entender la diferencia en la eficiencia de los resultados de ambos productos, la eficiencia en contratos *Forward* es en general más alta que para *Reliability Options* ya que en los primeros los agentes perciben menor riesgo, y de esta manera se reduce la especulación. Por último, el indicador de optimalidad O_G refuerza la idea de que las subastas de CO obtienen resultados que implican mayores gastos para el sistema (menor optimalidad), lo que en gran parte se debe al aumento en el precio de cierre de la subasta.

3.3.1. Efecto de la Incertidumbre del Reward

En la figura 3-8 se comparan los indicadores de los casos sin incertidumbre en el *Reward* con aquellos en los que sí se incluyó. Los extremos superiores e inferiores de cada caja representan el resultado con y sin incertidumbre. Cuando, producto de la incertidumbre, hay un aumento en el indicador observado, el límite inferior de la caja representa el valor sin incertidumbre, el límite superior representa el valor con incertidumbre y la caja es de color verde. Por el contrario, si el efecto de la incertidumbre es disminuir el indicador, el límite superior representa el valor sin incertidumbre, el límite inferior representa el valor con incertidumbre y la caja es de color rojo. Por ejemplo, en la gráfica (b), que presenta el indicador sobre el gasto total, se observa que para los productos tipo *Forward (F)*, cuando se revela información sobre cantidad retirada, la incertidumbre aumenta el valor de ese indicador y por lo tanto: la caja es verde, el valor sin incertidumbre es 88% y el valor con incertidumbre es 100%.

La figura 3-8 presenta una gráfica para cada indicador diferenciando entre el tipo de información que se revela (No información, Precio de Retiro, Cantidad Retirada) y el tipo de producto (F y CO). En las gráficas correspondientes a la eficiencia y el precio de cierre, el efecto que tuvo la incertidumbre fue disminuir ambos indicadores en todos los casos. La reducción más pronunciada de los indicadores corresponde a la presentada por el indicador

(a) Indicadores de Eficiencia (E_a) y Precio de Cierre (O_{pc})(b) Indicador de optimalidad O_G **Figura 3-8.:** Efecto de la incertidumbre sobre los resultados de la subasta

de eficiencia cuando se revela información sobre el precio de retiro. Puntualmente se pasa de niveles cercanos al 95 % a niveles inferiores al 90 %. En cuanto al indicador de optimalidad O_G , aunque en la mayoría de casos la incertidumbre también reduce el valor de este indicador, se presenta una excepción para *contratos Forward* (F) cuando se revela información sobre la cantidad retirada, ya que este indicador pasa de valores inferiores al 90 % a valores superiores al 100 %.

Entrando en detalle sobre la implicaciones que tienen estos resultados, vemos que en general el efecto de la incertidumbre es similar para ambos productos: disminuye la eficiencia, los precios de cierre y los gastos totales relacionados con los resultados de la subasta. Esto implica que la eficiencia disminuye pero la optimalidad aumenta. La reducción de la eficiencia es consecuencia del aumento de la especulación por la aversión al riesgo de los agentes al percibir

un *Reward* con una mayor volatilidad. Sin embargo, la disminución del precio de cierre con la incertidumbre parece estar en contravía con dicho fenómeno. Esto puede explicarse bajo la hipótesis de que la incertidumbre reduce la facilidad de establecer una colusión implícita y por lo tanto tiende a reducir el precio de cierre.

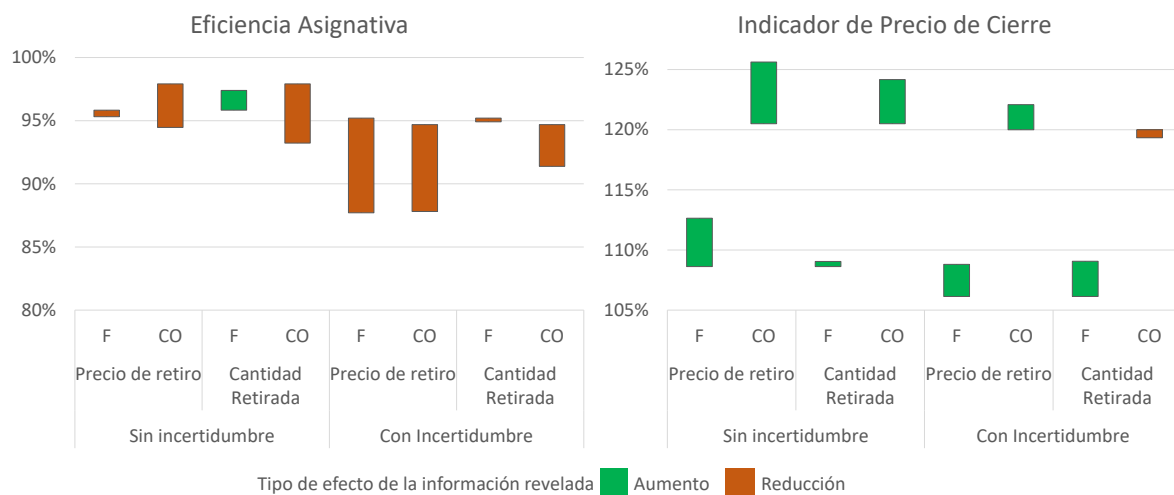
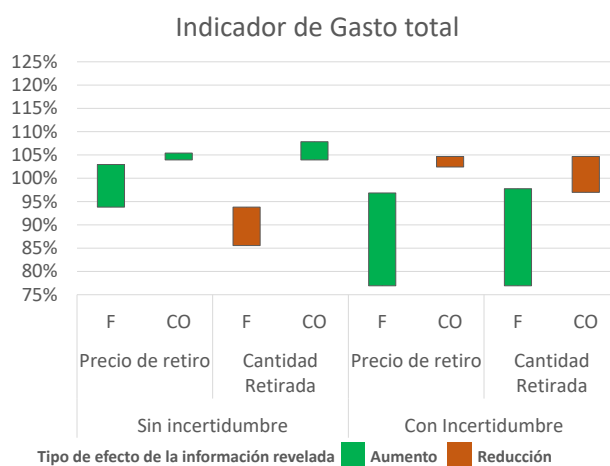
En cuanto a las diferencias que hay entre el tipo de información que se revela durante la subasta, no se observan diferencias marcadas en la optimalidad de la subasta (ni en O_{pc} ni en O_G). Para la eficiencia, se observa que la reducción del indicador E_a es más pronunciada en ambos productos, cuando se revela información sobre el precio de retiro. Esto puede indicar que, a diferencia de los casos evaluados en el capítulo anterior, los precios de retiro de las centrales no generan utilidad para identificar el verdadero valor del bien subastado y por lo tanto no contribuyen con reducir la especulación de los agentes.

3.3.2. Efecto de la Información

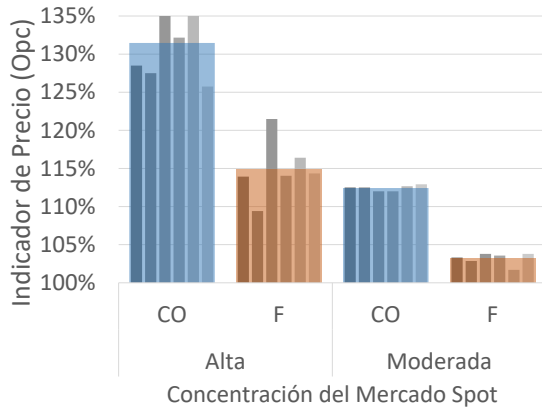
El efecto que tiene la información sobre los indicadores de optimalidad y eficiencia se pueden observar en la figura 3-9. Sobre optimalidad, los resultados muestran que la información genera un incremento en los precios de cierre de la subasta y consecuentemente un aumento en los gastos relacionados tal como evidencian los indicadores O_{pc} y O_G . Esto aplica para ambos tipos de información y para ambos productos. No obstante se pueden identificar algunas diferencias entre productos cuando se restringe el análisis a los casos con incertidumbre. La diferencia más notoria se presenta en el indicador O_G : mientras para los contratos *Forward* (F) el gasto aumenta con ambos tipos de información, para las *Reliability Options* (CO) disminuye. Un efecto similar pero menos pronunciado se observa en el indicador O_{pc} . Estos efectos están relacionados con las diferencias en la variabilidad del gasto que tiene cada producto: F tiene un ingreso más estable que CO y por lo tanto se ve menos afectado por la incertidumbre.

En lo relacionado a la eficiencia, los resultados muestran que la información, tanto sobre precios como sobre cantidades, tiene un efecto negativo sobre el indicador E_a , el cual es más pronunciado en los productos tipo *Call Option* para ambos tipos de información. En contraste con lo presentado en los casos del capítulo anterior, esto sugiere que la información no logra disminuir la percepción de riesgo de caer en la *maldición del ganador* y en consecuencia no se disminuye la frecuencia del retiro de los agentes de manera anticipada, en otras palabras, no se reducen los retiros con precios de subasta en los que aún es rentable salir adjudicado. Esto también explica que la reducción de la eficiencia sea mayor en los casos con incertidumbre. Por otra parte, esta reducción en la eficiencia de los resultados de la subasta también se debe a que los generadores aprovechan la información revelada para obtener mayores ganancias (vía precio de cierre de las subasta) y no para mejorar su pronóstico del valor del bien, lo que resulta evidenciado por los altos niveles que presenta el indicador del precio de cierre O_{pc} para los casos analizados.

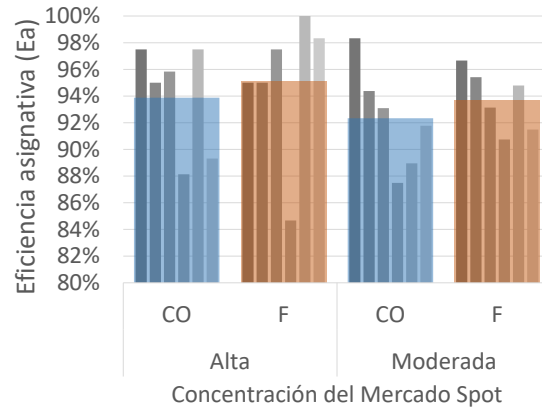
Estos hallazgos están relacionados con el hecho de que la subasta analizada en este capítulo

(a) Indicadores de Eficiencia (E_a) y Precio de Cierre (O_{pc})(b) Indicador de optimalidad O_G **Figura 3-9.:** Efecto de la información sobre los resultados de la subasta

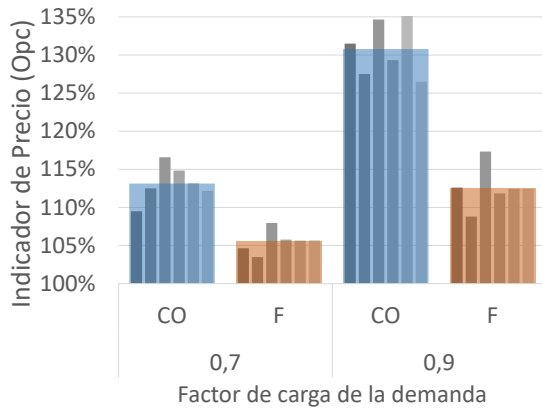
no está asignando un bien de valor común. Aunque los resultados de la subasta pueden tener un efecto sobre la rentabilidad de ser asignado o no, no se tiene una relación tan directa como en los casos del capítulo anterior. Adicionalmente, ya que se está utilizando una curva inelástica de demanda para la subasta y todas las centrales participantes tienen la misma tecnología de generación la variación que pueden tener el mercado spot (y por extensión la rentabilidad del producto adjudicado) es limitada. Por lo tanto, al no ser fuerte la relación entre los resultados de la subasta y el reward obtenido por el producto subastado, la información revelada pierde eficacia para reducir la especulación y aumentar la eficiencia.



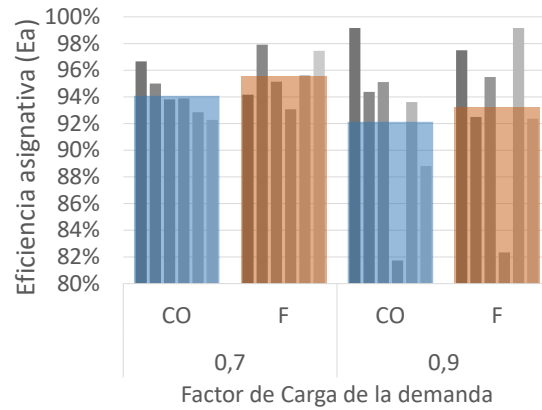
(a) Concentración Mercado. Indicador O_{pc}



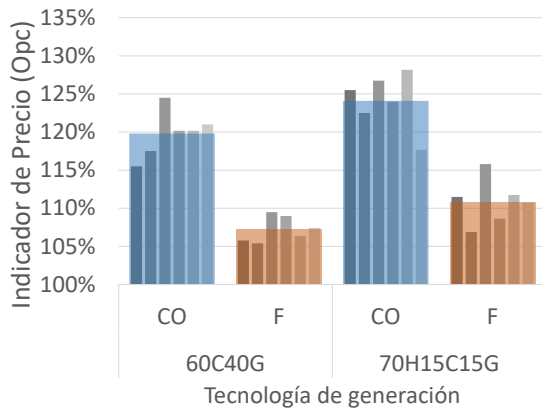
(b) Concentración Mercado. Indicador E_a



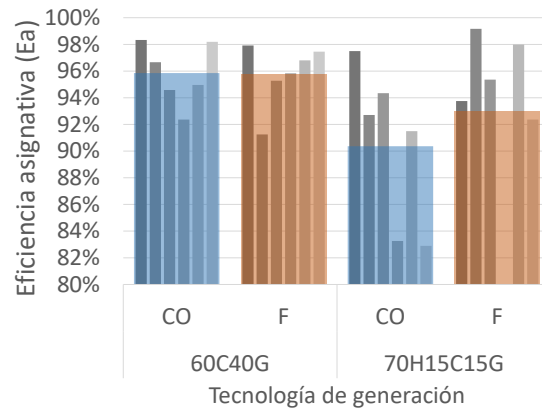
(c) Factor de Carga. Indicador O_{pc}



(d) Factor de Carga. Indicador E_a



(e) Tipo de Generación. Indicador O_{pc}



(f) Tipo de Generación. Indicador E_a

Figura 3-10.: Efecto de la información sobre los resultados de la subasta

3.3.3. Diferencias entre Escenarios de Mercado Spot

Esta sección describe el impacto que tienen las características del mercado sobre los resultados de la subasta, específicamente relacionados con tres aspectos:

1. Concentración del mercado
2. Perfil de demanda del mercado de energía
3. Tecnología de generación

Estos escenarios se incluyeron con el objetivo de explorar la consistencia de los hallazgos presentados en las secciones anteriores. Para evaluar las diferencias en los resultados para los distintos escenarios, la figura **3-10** presenta 6 gráficas de barras en las que se presenta el promedio del indicador de eficiencia (E_a) y el indicador de optimalidad (O_{pc}) tanto para productos tipo *Forward* (barras naranja) como para productos tipo *Call Option* (barras azules). En las gráficas también se presentan los resultados individuales para cada caso (barras en escala de grises) de forma que pueda observarse también la variabilidad y la consistencia del indicador.

Efecto de la Concentración del Mercado

Retomando lo descrito en secciones anteriores, para evaluar el impacto de la concentración del mercado se simularon dos tipos de escenarios: altamente concentrados en los que compiten 3 generadores (HHI¹:3327) y moderadamente concentrados en los que compiten 6 generadores (HHI: 1667). Las primeras dos gráficas de la figura **3-10** presentan las diferencias que tienen estos dos tipos de escenarios en los indicadores E_a y O_{pc} respectivamente. La diferencia más destacable entre ambos tipos de escenarios es la diferencia en el indicador de precio de cierre (O_{pc}): los escenarios altamente concentrados tiene en promedio un precio de cierre notoriamente superior que los moderadamente concentrados para ambos tipos de productos. Este resultado sugiere que los precios altos de cierre se deben a la colusión implícita entre los agentes, la cual se facilita en ambientes con baja competencia (altamente concentrados). Respecto a las diferencias entre casos, este indicador muestra que los casos en los que se dispone de información (casos del 16 al 19) exhiben valores mayores, especialmente en los escenarios de alta concentración de mercado. Esto sugiere que la información puede facilitar la colusión implícita que termina elevando los precios. Respecto al indicador de eficiencia no se observan diferencias importantes en función del nivel de concentración. Sin embargo, aunque tampoco hay tendencias en las diferencias que hay en el indicador E_a para cada caso, la eficiencia es ligeramente mayor para los casos en los que no se dispone de información (casos 14 y 15), tal como fue mencionado anteriormente.

¹Herfindahl-Hirschman Index

Efecto del Perfil de Demanda del Mercado de Energía

El impacto del perfil de demanda se evaluó a partir de demanda del mercado spot con dos factores de carga, 0.7 y 0.9. La primera representa una condición de demanda con altos picos de potencia lo que implica también mayor variabilidad en los precios spot. Esta variabilidad extra en los escenarios con demandas empuntadas dificulta la colusión implícita de los agentes y por eso se obtienen valores inferiores del indicador O_{pc} en los dos productos, pero de manera más evidente en el producto que es más susceptible frente a la variabilidad del mercado: *Reliability Options* (CO), tal como se presentan en la gráfica c) de la figura 3-10. En estos escenarios tampoco se observan diferencias marcadas en cuanto al indicador de eficiencia E_a .

Efecto de la Tecnología de Generación

Para incluir el efecto de diferentes portafolios de generación en el mercado spot, se simulon escenarios con portafolios exclusivamente térmicos (60 % CCGT y 40 % carbón - 60G40C) y escenarios con portafolios hidrotérmicos (70 % hidroeléctricas, 15 % CCGT y 15 % carbón - 70H15G15C). Las gráficas e) y f) de la figura 3-10 presentan respectivamente los indicadores O_{pc} y E_a . En estas gráficas el aspecto más llamativo es que el indicador de eficiencia es mayor para los escenarios con portafolio térmico. Esta diferencia se debe a que el riesgo adicional que se percibe en los escenarios hidrotérmicos (70H15G15C) aumentan la especulación lo que a su vez aumenta la posibilidad de retirarse a un precio todavía rentable. Este efecto es más pronunciado en el producto tipo *Call Option*. A diferencia de lo encontrado anteriormente, no existen diferencias pronunciadas en el indicador O_{pc} entre los escenarios.

Consistencia de los Hallazgos entre los Escenarios Simulados

En la tabla 3-4 se presenta un resumen sobre la consistencia de los principales resultados frente a cambios en las características del mercado de energía. Esta consistencia se evaluó a partir de cómo responde cada escenario a las siguientes preguntas:

- **P1:** ¿La eficiencia de la subasta es mayor para contratos *Forward* que para *Call Options*?
- **P2:** ¿La eficiencia de la subasta es mayor para contratos *Forward* que para *Call Options* cuando se revela información sobre precios?
- **P3:** ¿La eficiencia de la subasta es mayor para contratos *Forward* que para *Call Options* cuando se revela información y hay incertidumbre en el ingreso esperado?
- **P4:** ¿La optimalidad de la subasta, entendida como bajos precios de cierre, es mayor para contratos *Forward* que para *Call Options*?
- **P5:** ¿La optimalidad de la subasta, entendida como bajos precios de cierre, es mayor para contratos *Forward* que para *Call Options* cuando se revela información?

- **P6:** ¿La optimalidad de la subasta, entendida como bajos precios de cierre, es mayor para contratos *Forward* que para *Call Options* cuando se revela información y hay incertidumbre en el ingreso esperado?

Tabla 3-4.: Diferencias por tipo de escenarios frente a las preguntas planteadas

| Escenarios | | | Preguntas | | | | | |
|---------------------------|--------------------------|-----------------|-----------|------|------|------|-------|------|
| Concentración del mercado | Portafolio de Generación | Factor de Carga | P1 | P2 | P3 | P4 | P5 | P6 |
| Alta | 60C40G | 0.7 | - | - | - | ✓ | ✓ | ✓ |
| Alta | 60C40G | 0.9 | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ |
| Alta | 70H15C15G | 0.7 | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ |
| Alta | 70H15C15G | 0.9 | X | X | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ |
| Moderada | 60C40G | 0.7 | X | X | X | ✓ | ✓ | ✓ |
| Moderada | 60C40G | 0.9 | ✓ | X | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ |
| Moderada | 70H15C15G | 0.7 | ✓ | ✓ | ✓ | X | ✓ | X |
| Moderada | 70H15C15G | 0.9 | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ |
| % de cumplimiento | | | 71 % | 57 % | 85 % | 88 % | 100 % | 88 % |

En términos generales, la tabla 3-4 evidencia la consistencia de las conclusiones mostrando que las preguntas propuestas se responden afirmativamente para la mayoría de los escenarios. No obstante, el porcentaje afirmativo es mayor en las preguntas relacionadas con la optimalidad que con la eficiencia. De hecho, mientras en la totalidad de los escenarios evaluados la optimalidad resulta mayor para productos tipo *Forward* cuando se revela información (pregunta 5), tan sólo en 4 de los 8 escenarios evaluados la eficiencia resultó mayor para productos tipo *Forward* cuando se revela información (pregunta 2). Estos resultados sugieren que, aunque se evidenció que existe una diferencia tanto en la eficiencia como en la optimalidad de la subasta cuando se utiliza uno u otro producto, esta diferencia es más pronunciada para la optimalidad que para la eficiencia.

3.4. Conclusiones del Capítulo

Los resultados presentados en las secciones anteriores permiten dar respuesta a la pregunta que se planteó al inicio de este capítulo: la definición del producto que se negocia en este tipo de subasta sí tiene efecto sobre su optimalidad y sobre su eficiencia. Particularmente el análisis se enfocó en dos tipos de producto usados en los mercados de aseguramiento energético: *Reliability Options* y contratos *Forward*. Los resultados sugieren que los *Forward* promueven en mayor medida la eficiencia y la optimalidad en las subasta de capacidad. La eficiencia se evaluó a partir de un indicador que compara las asignaciones de cada episodio con la asignación más eficiente y determina un porcentaje de coincidencia. En este

sentido, una eficiencia alta indica que las centrales asignadas son las que tienen menores costos. Aunque en ambos productos los valores de este indicador son altos, evidenciando que el modelo de agentes propuesto converge hacia equilibrios eficientes, en la mayoría de los casos se logran valores más altos de este indicador cuando se usan contratos *Forward*. Los resultados sugieren que el desempeño superior de este producto en este aspecto se puede explicar teniendo en cuenta las características de los productos. Para los productos tipo *Forward* la parte fija del ingreso es mayor que para los productos tipo *Call Option*, lo que hace que el *Reward* que perciben los agentes con el primero tenga una menor variabilidad que con el segundo. Esto genera que el proceso de aprendizaje de los agentes derive más frecuentemente en retiros anticipados (retiro a precios rentables) cuando se subastan *Reliability Options* y esto en últimas deteriora la eficiencia de las asignaciones.

Por su parte la optimalidad se evaluó a partir de un indicador que compara el precio de cierre de la subasta con el precio esperado y otro indicador que agrupa todos los gastos adicionales en los que incurre el mercado por consecuencia de los resultados de la subasta. El indicador de precio de cierre presenta valores superiores al 100 % para ambos productos lo que indica que el precio de equilibrio es mayor que el estimado. Adicionalmente, los valores de este indicador resultan más altos que los presentados en los casos del capítulo anterior alcanzando valores de incluso 135 % para algunos casos. Esta elevación, que es más pronunciada para productos tipo *Call Option*, se debe en parte al fenómeno que se describió arriba sobre la variabilidad del *Reward* y su efecto sobre los retiros anticipados. No obstante, los resultados sugieren que adicional a este efecto, la elevación en el precio de cierre se debe a la colusión implícita que se establece entre los agentes adaptativos. Muestra de eso es que la elevación del precio de cierre es más pronunciada en los escenarios de alta concentración.

En este capítulo también se pudo identificar el efecto que tiene la información sobre la adaptación de los generadores en este tipo de subasta. El efecto para ambos productos fue similar: disminuye la eficiencia y deteriora la optimalidad de los resultados. A diferencia de los casos presentados en el capítulo anterior, ninguno de los productos se puede definir como un bien de valor común y por lo tanto la utilidad que tiene para los agentes no está ligada tan directamente con los resultados ni con el desarrollo de la subasta. Así pues, la información que se revela en la subasta no tiene la misma utilidad que en casos anteriores para evitar la *maldición del ganador* y por ende no contribuye a reducir los retiros anticipados de generadores en la subasta. Por otro lado, los resultados también muestran que la colusión implícita mencionada anteriormente, además de aumentar el precio de cierre de la subasta y aumentar los gastos totales, también tiene un efecto negativo sobre la eficiencia, se ve acentuada cuando se revela información.

4. ABM para el Análisis de la Adaptación en Subastas de Energía Firme

Los resultados presentados hasta ahora han permitido establecer una serie de conclusiones sobre las subastas de reloj descendente (DCA) y el proceso de adaptación de sus participantes. Para lo anterior se ha propuesto un modelo basado en agentes (ABM) en el que también se incluye un modelo de mercados de corto plazo (SPCM) con el que se caracterizó de forma directa el subyacente del producto subastado. En el capítulo anterior, se comparó el desempeño de dos tipos de productos utilizados en las subastas de energía firme realizando una serie de simulaciones en las que se variaba las características del mercado de energía. La construcción de dichos escenarios se enfocó en identificar el efecto de la variación de parámetros puntuales (por ejemplo, el tipo de tecnología de generación) sobre los resultados de la subasta, lo que limitó el nivel de detalle de los modelos, pasando por alto parte de la complejidad de los mercados reales de energía. Entendiendo esto, este capítulo se concentra en analizar las particularidades de un mercado de energía firme y en exponer la correspondiente propuesta metodológica para la aplicación del modelo propuesto en esta tesis doctoral.

Se ha seleccionado como caso de estudio la subasta de asignación de cargo por confiabilidad del mercado firme de Colombia en el que se asignan obligaciones de energía firme (OEF) a través de un producto tipo *Call Option*. Se tomará como base la información de la última subasta realizada a principios del 2019 en el que se asignaron OEF a 24 centrales a través de una subasta de sobre cerrado de precio uniforme. Esta subasta ofrece información de particular interés por varias razones:

- Característica oligopólica del mercado de energía.
- Alta participación del recurso hídrico en la matriz energética.
- Heterogeneidad de los proyectos que participaron en esta última subasta: centrales térmicas, hidroeléctricas y de energía renovable no convencional, todas participando en igualdad de condiciones.

Este capítulo no busca hacer una evaluación de los resultados de la subasta, ni hacer una comparación entre formatos de subasta (sobre cerrado y DCA), busca aprovechar la información disponible como base para ejemplificar las posibles ventajas y limitaciones que pueden

surgir en la aplicación del ABM desarrollado en esta tesis doctoral a un mercado real. Las simulaciones que se plantean incluyen información real que fue publicada por el administrador de la subasta, información estimada a partir de otras fuentes, pero también se proponen escenarios contrafactuales con el objetivo de resaltar particularidades de la metodología.

Retomando la metodología CoSMoS que ha guiado el desarrollo de esta tesis doctoral, este capítulo se concentra en la última fase: *Fase de Exploración*. Se utilizará la misma plataforma de simulación descrita en los capítulos anteriores para explorar casos definidos con base en las características de un mercado real.

Los casos que se evalúan en este capítulo simulan una subasta de reloj descendente con agentes adaptativos. Los detalles de los agentes se basan en la información disponible de las 24 centrales que salieron adjudicadas en la subasta de sobre cerrado mencionada anteriormente. El objetivo principal es ejemplificar la aplicación del modelo desarrollado en esta tesis, pero además evidenciar el efecto de las demandas no inelásticas usadas normalmente en este tipo de subastas.

4.1. Metodología de Aplicación del ABM

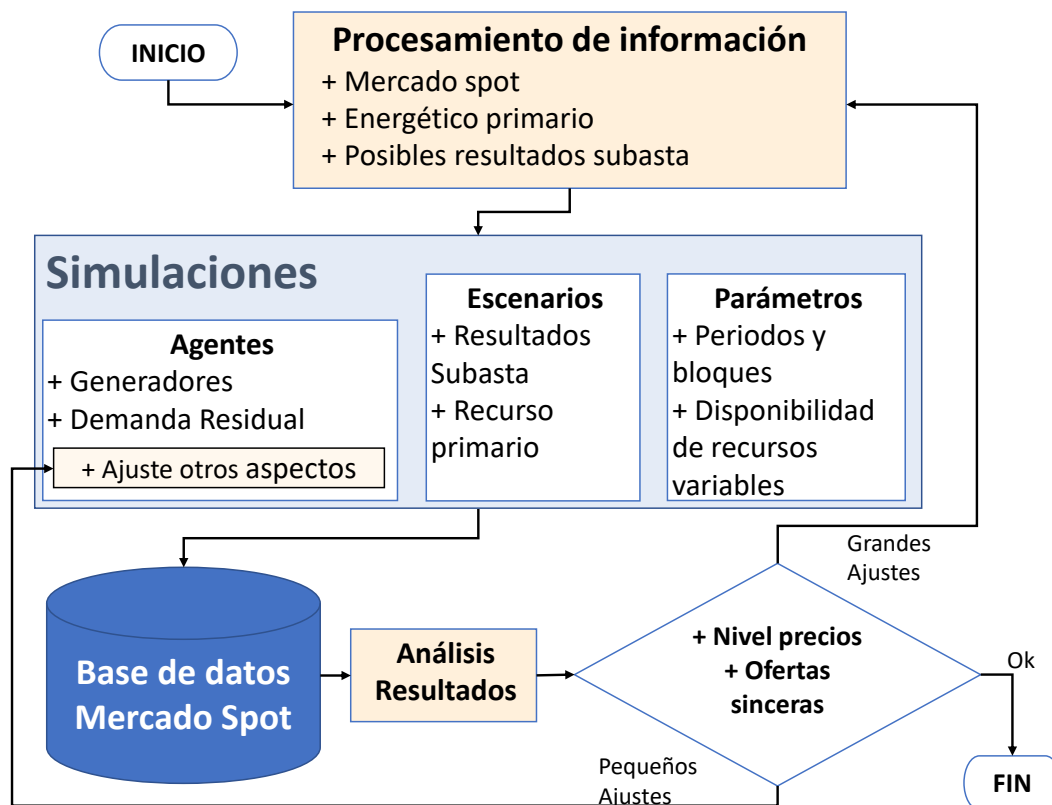


Figura 4-1.: Metodología para la construcción de base de datos del mercado de energía

En los experimentos anteriores se aplicó el modelo propuesto en esta tesis doctoral a mercados de energía simplificados para ilustrar o evaluar aspectos puntuales. Sin embargo, cuando este modelo es aplicado a un mercado real se deben tener en cuenta aspectos adicionales relacionados principalmente con la consolidación de la base de datos del mercado spot utilizada para determinar el *Reward* de los agentes adaptativos al final de cada episodio del algoritmo de aprendizaje por refuerzo (Ver figura 3-6). Como se mencionó anteriormente, esta base de datos se construye a partir de los resultados de las simulaciones del modelo *Strategic Production-Cost Model (SPCM)*, tal como se presenta en la sección 3.1.2.

La primera diferencia surge de la necesidad de calibrar los resultados para ajustar las diferencias que puedan presentarse, debido a las particularidades de cada mercado, entre las simulaciones y la información histórica del mercado que se está modelando. Adicionalmente, es necesario que en la construcción de la base de datos se incluyan los detalles que determinan los precios de mercado como, por ejemplo, la disponibilidad y estacionalidad de los recursos primarios y las características de los agentes del mercado. En la figura 4-1 se presenta esquemáticamente la metodología propuesta para la construcción de la base de datos del mercado Spot.

Tal como se presenta dicha figura, para realizar las simulaciones, cuyos resultados constituyen la base de datos, es necesario definir tres aspectos: Parámetros estructurales, escenarios a simular y la manera en que se representan los agentes en las simulaciones. La definición de estos aspectos se basa en el análisis de la información histórica que incluye el mercado de energía, los recursos primarios de generación y un análisis previo de los posibles resultados de la subasta. Una vez se corren las simulaciones se realiza un análisis de los resultados para verificar su coherencia y aplicar posibles ajustes si es pertinente. A continuación se describen los aspectos más importantes de la metodología y en la siguiente sección se presentará un ejemplo de aplicación.

4.1.1. Parámetros Estructurales

Los parámetros estructurales del SPCM constituyen el marco de las simulaciones. Estos son usados para incluir en el modelo fenómenos de estacionalidad en los recursos primarios de energía y/o en la demanda. En las centrales hidroeléctricas con capacidad de regulación de embalse, el análisis de disponibilidad de recursos primario debe extenderse también a las decisiones técnico-económicas sobre cuándo y cuánto generar y no únicamente por las afluencias hidrológicas.

Los elementos con los que cuenta el modelo para manejar estos aspectos son: número de periodos, número de bloques por periodo, curva de duración de la demanda y vectores de disponibilidad de cada recurso por cada periodo. Estos parámetros están descritos en [Batlle and Barquín, 2005] como parte del SPCM. En resumen, lo que se hace es dividir el periodo de tiempo que se va a simular (por ejemplo un año) en pequeños bloques que dependen de la resolución con la que se establece el precio del mercado (por ejemplo 8760 bloques

horarios). Luego los bloques se agrupan en periodos que tengan condiciones similares de disponibilidad de recursos primarios y de demanda (por ejemplo 12 meses cada uno con 730 bloques horarios). En el experimento del capítulo anterior se siguió esta misma metodología pero se trabajó con un único periodo de estudio ya que no se incluyeron consideraciones de estacionalidad. En cada periodo se determina el perfil de demanda a partir de una curva de duración caracterizada con un número finito de percentiles tal como se realizó en el capítulo anterior (ver figura 3-1).

También para cada periodo se determina la disponibilidad de energía que se estima para cada planta de generación. En esta metodología se propone que la disponibilidad de las centrales térmicas sea constante e igual a su capacidad efectiva neta (CEN) y la de las demás centrales dependa de su generación histórica. En las centrales sin capacidad de almacenamiento de largo plazo (solares, eólicas e hidroeléctricas sin embalse), esta variable es equivalente a un indicador de la disponibilidad del recurso primario, pero en las centrales con grandes embalses está más relacionado con los patrones de gestión del recurso hídrico. Esta metodología supone que la energía no aprovechada, como por ejemplo vertimientos, es nula.

Es indispensable que la caracterización de la disponibilidad energética de las centrales de generación se desarrolle de manera conjunta para reflejar la correlación existente entre ellas. Por ejemplo, un mes de bajos aportes hidrológicos puede coincidir con altas velocidades del viento o una alta radiación solar. Trabajar independientemente con cada recurso podría dar señales equivocadas en la caracterización del precio de mercado.

4.1.2. Agentes de Mercado

En los mercados de energía puede haber una gran heterogeneidad entre los agentes participantes en cuanto a la participación en el mercado y el portafolio de generación de cada uno. Hay varias razones por las que, identificar estas diferencias y caracterizar adecuadamente a los participantes del mercado, resulta conveniente para la aplicación de este modelo:

1. Se necesita realizar un gran número de simulaciones para construir la base de datos del mercado spot. Por esto, para reducir los requerimientos computacionales se debe modelar el mercado de la manera más eficiente posible.
2. El tiempo de procesamiento es directamente proporcional al número de agentes.
3. El SPCM permite distinguir el efecto de la concentración de mercado sobre las ofertas de los agentes que pueden ejercer poder de mercado. Cuando un agente no tiene un porcentaje alto de participación, el SPCM no ofrece información adicional y la curva de oferta resulta igual a su costo marginal.

De esta manera, resulta indispensable identificar los agentes que se deben incluir explícitamente en el SPCM teniendo en cuenta dos aspectos: Que tengan una alta participación en el mercado de energía y/o participen en la subasta de energía firme. Este último aspecto

obedece a que la base de datos del mercado spot debe permitir que cada agente del ABM determine su *Reward* para cada estado final posible y para esto es necesario incluirlo dentro de los escenarios simulados del SPCM.

Los agentes del mercado de energía que no son tratados explícitamente en el SPCM se representan a través de la demanda del mercado spot utilizada para las simulaciones. En realidad la demanda utilizada en el SPCM es una curva de demanda residual que incluye a todos los generadores que no son modelados como agentes en el SPCM. Para calcular la demanda residual se utilizan los costos marginales de las centrales no incluidas.

Los agentes que se modelan en el SPCM deben incluir en las simulaciones tanto las centrales que ya hacen parte del mercado de energía como los proyectos de generación que se ofertan en la subasta de energía firme (centrales futuras).

Pueden darse casos de agentes que tengan una participación importante en el mercado de energía y no participan en la subasta o casos en los que agentes nuevos en el mercado de energía participan en la subasta de energía firme. El primer caso genera información en la base de datos que no se usa durante las simulaciones del ABM, sin embargo, es necesario incluir estos generadores en el SPCM porque son parte importante de la formación del precio del mercado de energía. En el segundo caso, estos agentes se incluyen porque todos los participantes de la subasta deben encontrar información en la base de datos sobre todos los posibles estados finales que puedan darse.

En la figura 4-1 se incluye también como parte de la caracterización de los agentes lo que se denomina como “Ajuste de otros aspectos”. Este ajuste busca condensar particularidades del mercado de energía que distorsionan la formación de precio, tales como mercados de reserva, generación para soporte de tensión (mercado de energía reactiva), inflexibilidades de las plantas de generación, etc. Esto puede incluirse en el SPCM a partir de una disminución de la demanda del mercado de energía y de esta manera calibrar el modelo con la información histórica de precios spot.

4.1.3. Escenarios de Simulación

La definición de los escenarios que se simulan para conformar la base de datos del mercado spot deben estar en función de la información histórica y la variabilidad que tengan los recursos de generación primarios pero también en función de los posibles estados finales que puedan resultar para cada agente.

En lo relacionado con los recursos primarios de generación, cuando se trabaja con recursos cuya disponibilidad tiene un grado importante de incertidumbre es necesario incluir su naturaleza estocástica en el proceso de aprendizaje del ABM. Tal como se realizó en el experimento del capítulo anterior en los casos que incluían generadores hidroeléctricos, la base de datos del modelo debe incluir varios escenarios de disponibilidad de las centrales con fuentes variables de energía para que en cada episodio se asigne a los agentes un *Reward* aleatoriamente (Ver figura 3-4).

Ya que en un mercado real es indispensable considerar la correlación de la disponibilidad de todos los recursos, parametrizar el comportamiento de cada fuente y la correlación que existe entre ellas puede llegar a demandar grandes esfuerzos. La alternativa que se plantea en esta metodología es establecer conjuntos de datos de disponibilidad de todos los recursos agrupando la información histórica en función de la estacionalidad y realizar tantas simulaciones como conjuntos de datos se hayan conformado. Un año suele ser un buen periodo de integración para lidiar con la estacionalidad, de esta manera se agrupa la información histórica de la disponibilidad de los recursos anualmente y en cada conjunto se debe tener información de la disponibilidad de todos los recursos a lo largo de dicho año (por ejemplo mensualmente). La resolución de la información de cada conjunto debe ser coherente con la manera en la que se establecieron los periodos en la definición de los parámetros estructurales del SPCM (Ver sección 4.1.1).

Por otra parte, debido a la dependencia de los escenarios con el número de estados finales del ABM se pueden generar problemas de dimensionalidad. En los experimentos anteriores, se incluyó en el análisis todos los estados finales posibles para cada agente (Ver sección 3.2.4), lo que fue posible dado al número limitado de participantes de la subasta. Sin embargo, el número de estados crece exponencialmente con el número de participantes y esto hace que simular todos los estados posibles por cada agente resulte insostenible. Por ejemplo, en los experimentos anteriores el máximo número de centrales participantes en una subasta fue 6, siendo así el número total de escenarios $N_r \cdot 2^6 = 64N_r$, donde N_r es igual al número de rondas. Por su parte, en un experimento con 20 centrales participantes el número de estados finales sería $N_r \cdot 2^{20} = 1'048,576N_r$. Ya que el tiempo de ejecución de cada simulación está en el orden de las décimas de segundo, no es posible mantener este esquema para analizar problemas con un gran número de participantes.

La razón por la que crece exponencialmente el número de estados finales en función del número de participantes es que se evalúa el *Reward* de cada agente no sólo para cada esta final propio sino para cada uno de los posibles estados finales de los demás competidores. Esto permite incluir de manera directa el efecto que puedan tener los resultados de los demás agentes sobre el mercado de energía y en últimas sobre su *Reward*. Esto resulta especialmente relevante en dos condiciones particulares: i) la cantidad de energía que se asigna en la subasta es grande comparada con la del mercado de energía y/o ii) en mercados oligopólicos donde el resultado de la subasta puede cambiar el poder de mercado de los agentes ¹. Sin embargo, ya

¹En la primera condición la importancia radica en que los resultados de la subasta tendrán un gran impacto sobre la matriz energética resultante y por ende en los precios de mercado. Por ejemplo, si la energía a adjudicar en la subasta fuese comparable con la energía que producen las centrales ya instaladas en el sistema, y adicionalmente la mayoría de las plantas adjudicadas funcionan con combustibles líquidos, se podría dar un efecto sobre los precios del mercado de energía (precios al alza) distinto del que el que tendría si la mayoría de las plantas adjudicadas fueran renovables con costo marginal nulo (precios a la baja). Respecto a la segunda condición, referido a condiciones oligopólicas, la variación del porcentaje de participación de los agentes del oligopolio podría cambiar sus estrategias de oferta en el mercado de energía y, consecuentemente, los precios del mercado de energía.

que el problema de dimensionalidad surge cuando el número de participantes es demasiado alto, los aspectos que hacen relevante la caracterización detallada de los estados finales pierden relevancia. En este sentido, para lidiar con las limitaciones de recursos cuando se tiene un número elevado de participantes de la subasta se propone desacoplar el análisis de estados finales por agente. Este proceso se ilustra con más detalle a continuación.

Para desacoplar adecuadamente el análisis de los estados finales por agente se debe tener en cuenta la diferencia que hay entre el producto subastado y la disponibilidad real, es decir la cantidad de energía que efectivamente la central podría generar en el mercado de energía de cada una de las centrales que participan en la subasta. El producto subastado puede estar definido en términos distintos a la disponibilidad efectiva que se podría ofertar en el mercado de energía. Por ejemplo, el producto puede estar definido en a partir de un escenario específico sobre la disponibilidad del recurso primario o incluir algún parámetro que caracterice la tasa de falla de las unidades. Ya que la definición de los escenarios para el SPCM debe estar en función de la disponibilidad real de los recursos, se debe reinterpretar la curva de demanda de la subasta, que relaciona número de productos subastados y precios de la subasta, en términos de disponibilidad real de los recursos.

Para incluir distintos escenarios de disponibilidad real contratada en la subasta en las simulaciones del SPCM, se realiza la suposición que toda la nueva energía disponible tendrá costo marginal cero. De esta manera, puede ser representada como una disminución en la demanda del mercado de energía. Esta suposición es válida cuando las centrales analizadas tiene costos marginales bajos y/o cuando su tamaño no represente una gran distorsión en la formación del precio.

4.1.4. Calibración de la Base de Datos

Una vez se han corrido las simulaciones, los resultados pasan por un proceso de validación que se basa en dos señales: Nivel de precios del mercado spot y coherencia de la oferta sincera con el precio de la subasta.

En primer lugar, se deben comparar los precios que fijan las simulaciones con los precios históricos del mercado spot. Dadas las limitaciones del SPCM para reproducir los precios de mercado con exactitud (Ver sección 3.1.2) lo que se busca es que en promedio ambos mercados tengan valores cercanos. La comparación debe incluir todos los escenarios hidrológicos y se deben utilizar para estas simulaciones únicamente la demanda y los agentes que participan del mercado de energía antes de la subasta, es decir, no se debe incluir ninguna central de generación que esté participando en la subasta ni se deben promediar escenarios con una demanda afectada por los resultados de la subasta.

Es importante aclarar que estos escenarios de comparación no se utilizan en el ABM ya que, para el modelo de aprendizaje, sólo son útiles los escenarios que usan la demanda del mercado de energía del año en que empieza el compromiso adquirido en la subasta (normalmente varios años adelante).

La comparación de ambas series, la histórica del precio del mercado de energía y la de las simulaciones del SPCM de los escenarios de calibración, debe dar por resultado que tanto los promedios como la distribución de los precios sean cercanos. En caso de haber diferencias se puede ajustar a partir del parámetro “Ajuste de otros aspectos”. Si las diferencias son considerables se debe revisar el procesamiento de la información e identificar posibles cambios en la definición de agentes, escenarios o parámetros.

Después de ajustar el nivel de precios con los escenarios de calibración, se deben estimar las ofertas sinceras de cada una de las centrales que participan en la subasta comparando los escenarios en los que la central resulta ganadora con los escenarios análogos en los que no es adjudicada, tal como se explicó en el ejemplo de la sección 3.2.2.

Una vez calculadas las ofertas sinceras, se deben comparar con los precios de referencia de la subasta de energía firme. Los precios que pueden usarse como referencia pueden ser el precio inicial de la subasta (precio máximo) o el precio de subastas anteriores. Pueden existir grandes diferencias entre la oferta sincera de alguna central con el precio que se está utilizando como referencia sin que esto implique la necesidad de ajustar la definición de las simulaciones. Lo importante es que la tendencia central de las ofertas sea coherente con la referencia que se está usando para la comparación. Adicionalmente las ofertas sinceras atípicas que se identifique deben analizarse para determinar las razones que explican dicho resultado. Si el valor atípico no puede explicarse deben reevaluarse la definición de las simulaciones.

4.2. Ejemplo de Aplicación ABM

Esta sección busca ejemplificar la aplicación del ABM desarrollado en esta tesis doctoral a un mercado real. Como se mencionó al inicio de este capítulo, se eligió el mercado de energía firme colombiano mediante el cual se asigna el Cargo por Confiabilidad a los generadores que se comprometan a mantener unas Obligaciones de Energía Firme (OEF). Una vez se describan las principales características de este mercado y el subyacente mercado de energía, se aplicará la metodología descrita en la sección anterior para establecer la base de datos del mercado spot. Luego, se simulan algunos casos basados en la información de la subasta de energía firme que sirven para abordar algunas temáticas adicionales en el entendimiento de las subastas dinámicas y su uso en este tipo de mercados.

4.2.1. Subasta de Cargo por Confiabilidad

A mediados de la década pasada, el mercado eléctrico Colombiano transitó de *Capacity Payments* a un esquema tipo *Reliability Options* (Ver sección 1.1.2) denominado Cargo por Confiabilidad. A grandes rasgos, el esquema establecido asigna entre los generadores un producto tipo *Call Option* en el que se les reconoce un pago fijo por unas Obligaciones de Energía Firme (OEF) en periodos de escasez hidrológica. Las OEF constituyen un compromiso de

generación a un precio determinado (precio de escasez) siempre que el precio de bolsa sea mayor.

Para la asignación de OEF se han llevado a cabo 3 procesos en 2008, 2011 y 2019. El primer proceso, desarrollado en 2008, consistió en 2 subastas, una subasta de reloj descendente (DCA) para proyectos con periodo de construcción inferior a 4 años y una subasta de sobre cerrado para proyectos con periodos de construcción mayores. En la DCA participaron 8 proyectos, la mayoría termoeléctricos, y se adjudicaron 3 de ellos a un precio aproximado de 14 USD/MWh. En la subasta de sobre cerrado se presentaron únicamente proyectos hidroeléctricos y todos resultaron adjudicados. En 2011, se desarrolló un proceso similar con 2 subastas y una concurrencia casi idéntica: 8 proyectos participantes en la DCA y 5 proyectos en la subasta de sobre cerrado de los cuales se asignaron 5 y 3 respectivamente, siendo 15.7 USD/MWh el precio de cierre de la DCA. Se destaca solo una diferencia en ambos procesos en cuanto a la DCA: la información que tenían los agentes respecto a la demanda de la subasta. En la subasta del 2008 los parámetros de la demanda eran conocidos por los agentes mientras que en la subasta del 2011 dichos parámetros sólo se conocían parcialmente. Para el proceso adelantado en 2019 se realizaron varios cambios con respecto a los anteriores motivados por los resultados de varias evaluaciones sobre el desempeño de los mecanismos usados. En términos generales, estudios como el de [Finon and Pignon, 2008] y [Harbord and Pagnozzi, 2008], señalan que el limitado número de participantes que se presentó en la DCA limitó la eficiencia del mecanismo, ya que la información de la que disponían los agentes permitía identificar y aprovechar posibles condiciones de pivotalidad. Adicionalmente señalaban la inconveniencia de mantener dos subastas para la asignación de las OEF ya que esto limitaba la competitividad de ambas subastas al dividir el número de participantes en cada una.

En este sentido el proceso del 2019 se desarrolló con una única subasta de sobre cerrado en la que debían participar los agentes interesados sin importar el tipo de tecnología de generación. Otro cambio importante es que los agentes no conocían con exactitud ningún parámetro de la demanda de la subasta. En una de las capacitaciones que ofreció el administrador de la subasta a los agentes interesados, se presentaron las características de la función de demanda de manera general pero sin puntualizar el valor de los parámetros. En la figura 4-2 se presenta una función de demanda similar a la que se utilizó en la subasta de cargo por confiabilidad de 2019. En ella se puede observar que la función de demanda establece precios y cantidades mínimas y máximas a adquirir en la subasta además de otros parámetros que definen la elasticidad precio de la demanda.

Aparte del formato y la función de demanda de la subasta, el cambio más importante que se evidenció en el proceso de 2019 fue el aumento del número de participantes y la diversificación del tipo de tecnologías de generación que participaron en la subasta. En la figura 4-3 se puede observar la evolución del número de participantes y el número de proyectos adjudicados en las subastas donde se fijó el precio de las OEF. Salta a la vista el aumento considerable en el número de participantes de la última subasta donde se presentaron 33 y se adjudicaron

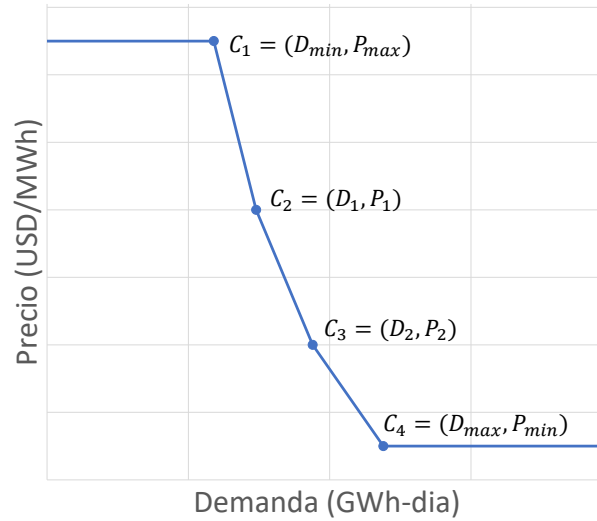


Figura 4-2.: Función de demanda de la subasta de carga por confiabilidad

24 proyectos.

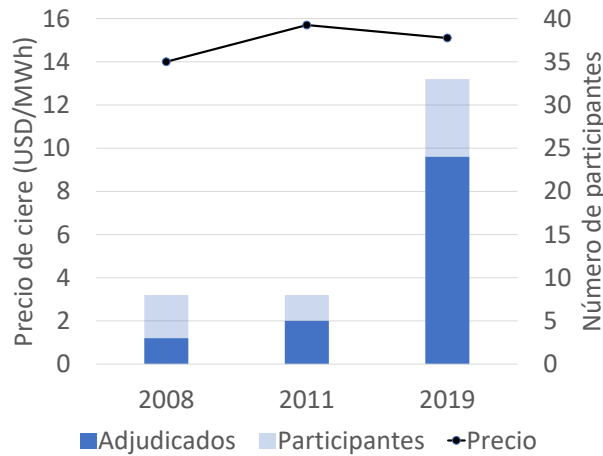


Figura 4-3.: Evolución histórica del número de participantes en la subasta de carga por confiabilidad

En la figura 4-4 se evidencia el aumento de la diversidad de las tecnologías de generación que participaron en la última subasta. Se presentaron en total 13 proyectos de Fuentes No Convencionales de Energía Renovable (FNCER): 3 proyectos de energía solar fotovoltaica y 10 de energía eólica. En términos de energía firme la participación resulta menor debido a la característica variable del recurso energético de estos proyectos, pero en todo caso es destacable la reducción que se observa en la participación de la generación térmica que pasó de ser el 98 % en el 2008 al 82 % en el 2019.

La subasta adelantada en el 2019 tuvo como resultado un precio de 15.1 USD/MWh (menor

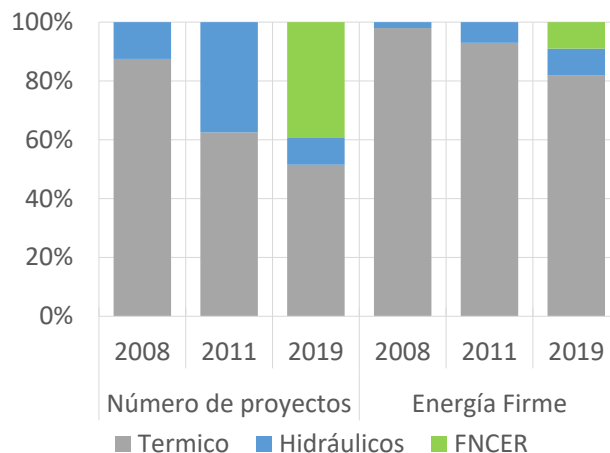


Figura 4-4.: Evolución histórica de la participación de diferentes tecnologías en la subasta de carga por confiabilidad

que el fijado 8 años atrás) y se adjudicaron obligaciones de energía firme a 24 proyectos nuevos de generación. El administrador publicó junto con la lista de proyectos ganadores de la subasta algunas de sus características las cuales son presentadas en la tabla 4-1. En la tabla se omite el nombre de los proyectos y de los agentes entendiendo que las conclusiones de este capítulo no pueden tomarse como una evaluación rigurosa de los resultados de la subasta ni del comportamiento de sus participantes. El objetivo de este capítulo se limita únicamente a ejemplificar la aplicación del modelo propuesto en esta tesis. Para esto se aprovechó la información disponible de la subasta pero también se utilizó información estimada a partir otras fuentes y se plantearon escenarios que no necesariamente corresponden con la realidad del mercado Colombiano.

4.2.2. Base de Datos para Simulación

Siguiendo la metodología descrita en la figura 4-1, lo primero que se debe hacer para la construcción de la base de datos del mercado Spot, es el procesamiento de información sobre tres aspectos:

1. Mercado de energía spot.
2. Recursos energéticos primarios de generación de las plantas del mercado spot y de las centrales que compiten en la subasta.
3. Posibles resultados de la subasta de energía firme.

Tabla 4-1.: Plantas adjudicadas en la subasta del 2019

| Agente | Central | Tipo | CEN (MW) | OEF horarias | |
|-----------------|----------|------------|----------|--------------|----------|
| | | | | (MWh) | % de CEN |
| Agente1 | F-Hidro1 | Hidráulica | 55 | 7 | 12 % |
| Agente2 | F-Solar1 | Solar | 170 | 22 | 13 % |
| | F-Wind1 | Eólica | 99 | 8 | 9 % |
| | F-Wind2 | Eólica | 198 | 12 | 6 % |
| | F-Wind3 | Eólica | 195 | 32 | 17 % |
| Agente3 | F-Solar2 | Solar | 68 | 10 | 15 % |
| Agente4 | F-Wind4 | Eólica | 280 | 8 | 3 % |
| Agente5 | F-Hidro2 | Hidráulica | 1200 | 130 | 11 % |
| Agente6 | F-Wind5 | Eólica | 176 | 37 | 21 % |
| Agente7 | F-Coal1 | Carbón | 150 | 120 | 80 % |
| Agente8 | F-Oil1 | Liquidos | 19 | 16 | 80 % |
| | F-Oil2 | Liquidos | 19 | 16 | 80 % |
| Agente9 | F-Hidro3 | Hidráulica | 117 | 8 | 7 % |
| Agente10 | F-Gas1 | Gas | 200 | 190 | 95 % |
| Agente11 | F-Gas2 | Gas | 148 | 118 | 80 % |
| | F-Gas3 | Gas | 80 | 64 | 80 % |
| Agente12 | F-Gas4 | Gas | 150 | 120 | 80 % |
| | F-Gas5 | Gas | 42 | 34 | 80 % |
| Agente13 | F-Gas6 | Gas | 241 | 234 | 97 % |
| Agente14 | F-Gas7 | Gas | 237 | 228 | 96 % |
| Agente15 | F-Gas8 | Gas | 50 | 47 | 95 % |
| | F-Gas9 | Gas | 50 | 47 | 95 % |
| | F-Gas10 | Gas | 50 | 47 | 95 % |
| Agente16 | F-Wind6 | Eólica | 212 | 6 | 3 % |

Mercado de Energía Spot

Para este ejemplo de aplicación se tomarán como base los datos del mercado mayorista de energía eléctrica de Colombia. Sin embargo, al igual que con los resultados de la subasta de cargo por confiabilidad, no se incluirán nombre de centrales ni de agentes ya que la información será simplemente una base desde la cual se realizarán estimaciones y suposiciones para la construcción de escenarios.

El mercado a modelar tiene más de 200 centrales pero solo 54 de ellas hacen oferta de precio y disponibilidad (centrales despachadas centralmente), las demás centrales (centrales menores), dadas sus características técnicas, no pueden gestionar su generación y por lo tanto solo reportan su disponibilidad estimada para ser incluidas en el despacho como generación

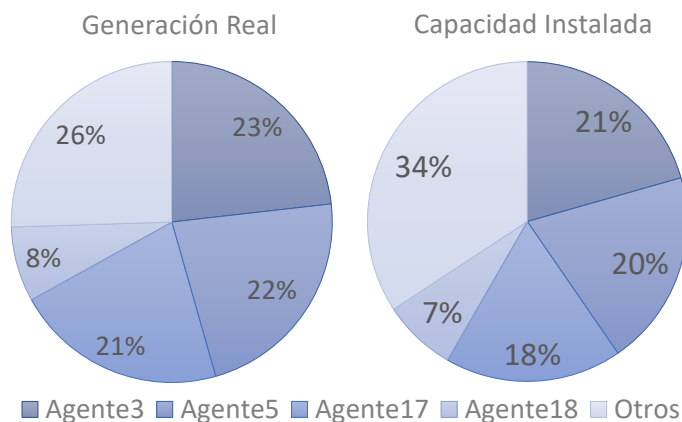


Figura 4-5.: Participación en el mercado de energía de los 4 principales generadores

inflexible a precio 0.

Las 54 centrales despachadas centralmente se distribuyen entre 19 agentes concentrándose en 4 de ellos más del 60% de la capacidad instalada (31 centrales) y más del 75% de la generación tal como se observa en la figura 4-5. Teniendo en cuenta lo descrito en la sección 4.1.2 se incluyeron explícitamente en el SPCM solo los 4 agentes con mayor participación del mercado. Las demás centrales se incluyeron como parte de la curva de demanda residual.

En el mercado a modelar, los precios de la bolsa de energía se determinan de manera horaria a partir de una serie de modelos de optimización que tienen en cuenta una demanda inelástica, ofertas de precio-cantidad de las centrales despachadas centralmente, disponibilidad de generación de las centrales menores y otras restricciones técnicas de las plantas de generación y del sistema tales como generaciones de seguridad, costos de arranque de plantas térmicas, inflexibilidades, mínimos técnicos, etc.

El mercado tiene un precio mínimo de oferta, el cual corresponde a cargos tipo estampilla que se utilizan para socializar algunos costos del sistema. Por otra parte, aunque desde la introducción del esquema de *Reliability Options* se estableció un precio de escasez al que los generadores con obligación de energía firme deben generar, no existe ningún precio máximo en la bolsa de energía. En la figura 4-6 se presenta la distribución del precios de la bolsa de energía (precios constantes de 2019) de los últimos 10 años (2009-2018). En ella se puede observar una tendencia central alrededor de 200 \$/kWh y una frecuencia baja pero apreciable de precios mayores a 600 \$/kWh. El valor promedio de esta serie es 206 \$/kWh.

Análisis de Recurso Primario

Tal como se observa en la figura 4-7, la generación es predominantemente hidroeléctrica con una participación cercana al 84%. Sin embargo, la generación térmica juega un papel fundamental para el aseguramiento energético. Los combustibles principales son Gas natural (11%), carbón (4%) y combustibles líquidos derivados del petróleo (0.43%). La generación a

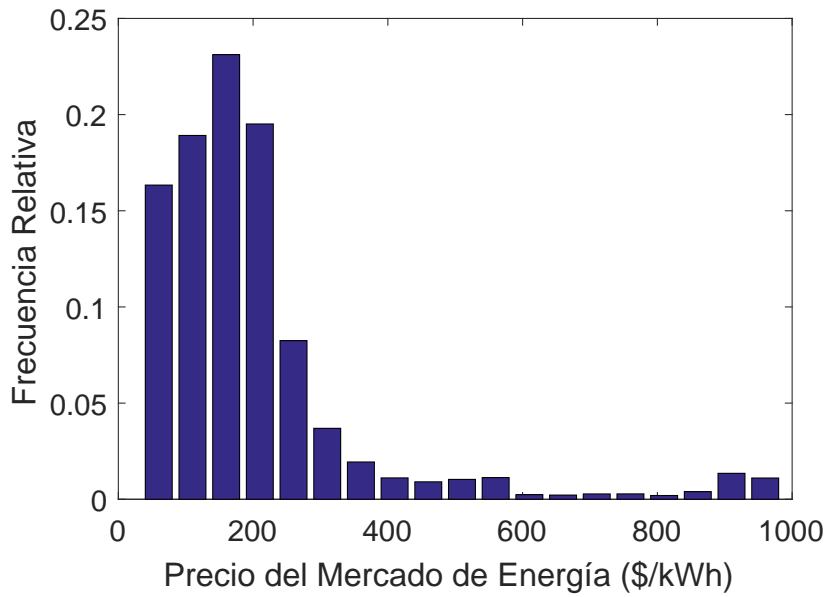


Figura 4-6.: Histograma de precios de la bolsa de energía. Precios constantes de mayo de 2019

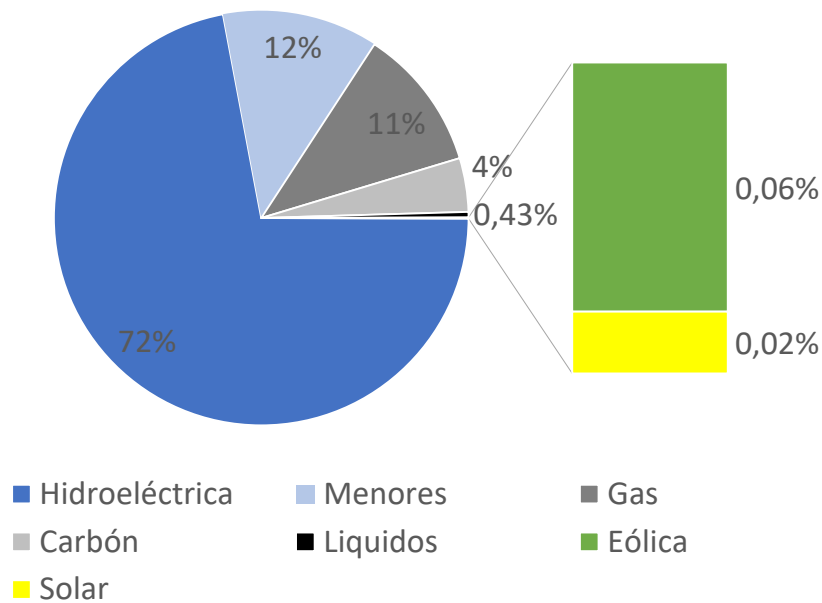


Figura 4-7.: Generación por tipo de tecnología

partir de Fuentes No Convencionales de Energía Renovable (FNCER) es escasa en el mercado actual representando menos del (0.1 %) de la generación total.

Respecto a las plantas participantes de la subasta de cargo por confiabilidad, se encuentran

plantas de generación hidroeléctricas, térmicas a gas natural, una térmica a carbón, eólicas y fotovoltaicas.

Sobre las fuentes fósiles se supuso que no hay riesgo de suministro y que las plantas que funcionan con estos combustibles tienen una disponibilidad de 100%. Respecto a su costo variable, se calculó individualmente para cada central como el promedio del precio de oferta del primer trimestre del 2019. Para las centrales que participaron en la subasta de cargo por confiabilidad, el costo variable asumido fue el promedio de las centrales que usan el mismo combustible y que se encuentren en la misma área geográfica.

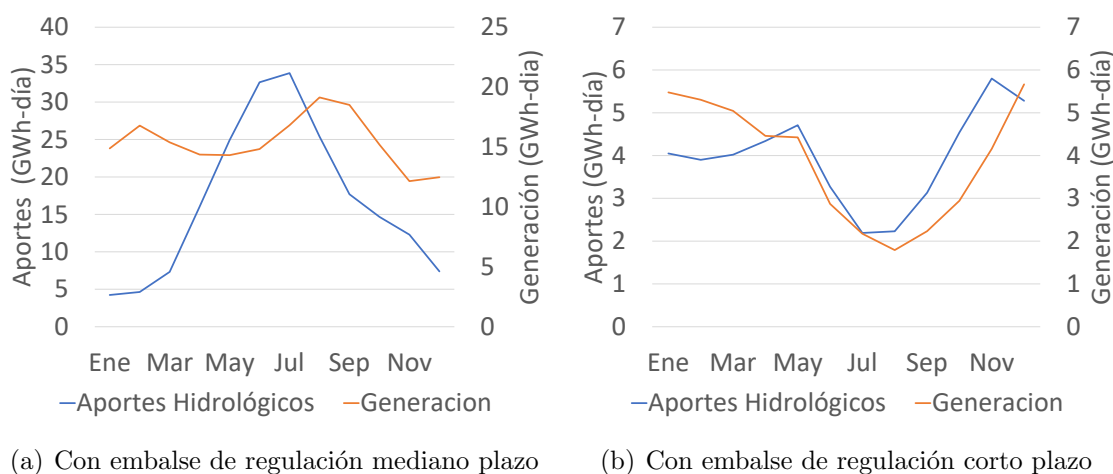


Figura 4-8.: Generación vs. aportes hidrológicos según regulación del embalse

En el caso de las hidroeléctricas y las FNCER se asumió costo variable cero y el análisis se concentró en su disponibilidad de generación. En las FNCER la disponibilidad del recurso primario define la disponibilidad de generación ya que no tienen capacidad de almacenamiento. Sin embargo en las hidroeléctricas con embalses de regulación de mediano plazo, no hay una relación tan directa entre los aportes hídricos y la disponibilidad debido a los patrones de embalse y desembalse que definen los generadores. Por ejemplo, en la figura 4-8 se compara la generación y los aportes hidrológicos de dos hidroeléctricas, una con un embalse de regulación de mediano plazo (mayor a 3 meses) y otra de regulación de corto plazo (menor a un mes). Mientras en la central con embalse de baja regulación hay una relación más directa entre los aportes y la generación, en la central con embalse de regulación de mediano plazo hay un claro desacoplamiento entre ambas series. De esta manera, resulta más apropiado para la disponibilidad de generación utilizar los históricos de generación real que los históricos de aportes.

Para el modelo de este mercado, se consolidaron series históricas de la generación real de 20 centrales hidroeléctricas y de una central eólica a partir de la generación promedio de cada mes durante los últimos 19 años. Ya que no hay información histórica en el mercado sobre las centrales solares, se asume un valor de disponibilidad constante de 25% que corresponde

al factor de planta promedio las centrales fotovoltaicas en Colombia [Jiménez et al., 2014]. Para las nuevas centrales de las que no se tiene información histórica de la generación se replicó la serie de la central hidroeléctrica más cercana geográficamente.

En cuanto a la estacionalidad, se trabajó con una ventana de análisis de 1 año dividido en 12 periodos mensuales. Se construyeron 22 series para cada uno de los 19 años incluidos (418 series en total). Cada serie tiene 12 valores de disponibilidad de generación expresada como un porcentaje de su capacidad efectiva neta (CEN). En la figura 4-9 se presentan ejemplos de las series que usaron para las simulaciones.

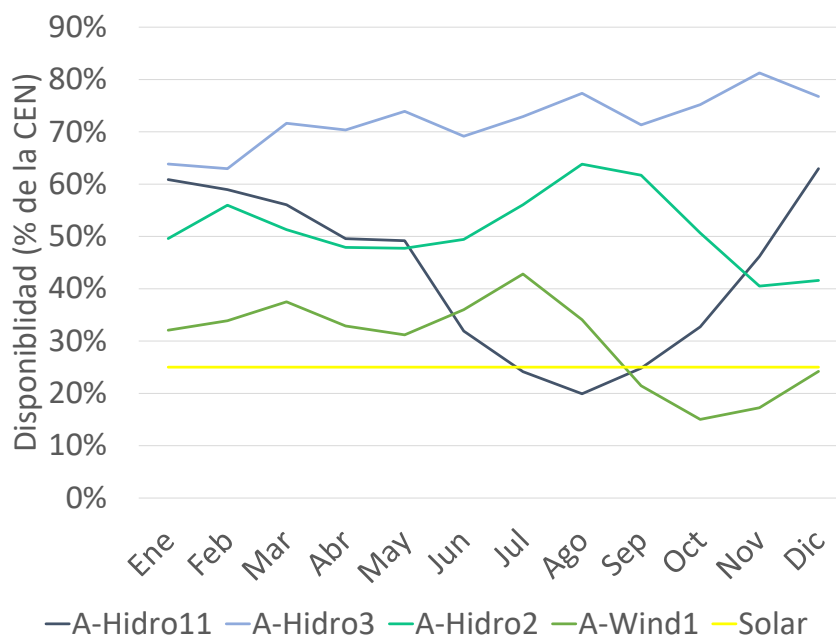


Figura 4-9.: Ejemplo de series históricas de la disponibilidad de generación

Posibles Resultados de la Subasta

Se incluyeron 24 centrales como participantes en la subasta y consecuentemente son 2^{24} (16'777.216) los resultados posibles en la subasta. Teniendo en cuenta el número de resultados posibles y los tiempos de simulación, en este caso resulta más conveniente desacoplar los resultados para reducir el número de simulaciones posibles. Para esto, se identificaron los resultados que podría obtener cada agente en términos de cuáles de sus centrales podrían quedar adjudicadas, los posibles escenarios de cierre de la subasta en términos de la cantidad total adjudicada, y se hicieron simulaciones de cada combinación.

Los resultados posibles para cada agente se reducen a identificar todas las combinaciones que pueden darse con sus centrales. Por ejemplo, para el Agente2 que tiene 4 centrales, sus posibles resultados son $2^4 = 16$ combinaciones: que las cuatro centrales queden adjudicadas, que solo la primera sea adjudicada, que solo la segunda sea adjudicada, etc. Teniendo en

cuenta los datos de la tabla 4-1, en la tabla 4-2 se presentan el número de resultados posibles para cada agente. En dicha tabla se muestra que la suma de los resultados posibles de cada agente tiene un valor de 58.

Tabla 4-2.: Número de resultados posibles para cada agente en la subasta

| Agente | Número de centrales | Número de Resultados posibles |
|--------------|---------------------|-------------------------------|
| Agente1 | 1 | 2 |
| Agente2 | 4 | 16 |
| Agente3 | 1 | 2 |
| Agente4 | 1 | 2 |
| Agente5 | 1 | 2 |
| Agente6 | 1 | 2 |
| Agente7 | 1 | 2 |
| Agente8 | 2 | 4 |
| Agente9 | 1 | 2 |
| Agente10 | 1 | 2 |
| Agente11 | 2 | 4 |
| Agente12 | 2 | 4 |
| Agente13 | 1 | 2 |
| Agente14 | 1 | 2 |
| Agente15 | 3 | 8 |
| Agente16 | 1 | 2 |
| Total | 24 | 58 |

Con cada uno de los resultados posibles por agente, se realizaron simulaciones del SPCM suponiendo distintos resultados de la subasta en términos de la disponibilidad de energía para representar el efecto que tendrían los posibles resultados de la competencia sobre el *Reward* del agente. Esto reduce en gran medida el número de escenarios a simular. Por ejemplo, el Agente2 tiene para cada uno de sus 16 resultados posibles $2^{20} = 1'048576$ resultados posibles de la competencia definidos por la combinación de las 20 centrales de los demás agentes. Sin embargo con la metodología propuesta esos posibles resultados se representan a partir de 10 escenarios definidos por la disponibilidad de energía nueva para el mercado spot.

La definición de estos 10 escenarios se hace a partir de la curva de demanda de la subasta. Por ejemplo, dada la función de demanda de la figura 4-10, se observa que podría adjudicarse como mínimo D_{min} cantidades de obligaciones de energía firme (OEF) y como máximo cualquier cantidad de OEF a un precio P_{min} . Se debe notar que en este caso D_{max} es la cantidad máxima que se adquiere a un precio mayor a P_{min} y no un límite máximo a la cantidad que se puede adquirir en la subasta. Por lo anterior la cantidad máxima de OEF será la totalidad de la oferta. Después de identificar estos límites, se debe encontrar el equivalente

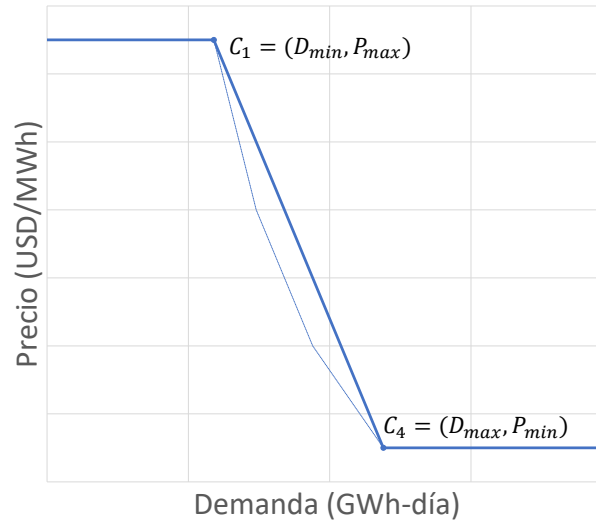


Figura 4-10.: Función de demanda de la subasta a simular

en términos de disponibilidad real de energía que podrían representar estos valores de OEF. Para calcular la disponibilidad real de la energía, se multiplica la capacidad efectiva neta (CEN) por el factor de planta máximo de cada tecnología, el cual se puede obtener de la información histórica del mercado o a partir de fuentes secundarias. Luego se ordenan las plantas de mayor a menor según la relación OEF/CEN y con los valores acumulados se construye una gráfica como la que se presenta en la figura 4-11, donde se pueda relacionar OEF y nueva disponibilidad de potencia al mercado spot. La razón para tomar el factor de planta máximo y para realizar el ordenamiento de mayor a menor es tener el mayor espectro de escenarios para evaluar el efecto sobre el mercado spot.

Con base en las figuras 4-10 y 4-11, si por ejemplo $D_{min} = 60\%$, entonces se construirán escenarios en los que la nueva disponibilidad de potencia varía entre 1000 MW y 3250 MW. Sobre este rango, se determinan 10 escenarios y en cada uno, esta nueva disponibilidad de potencia se le resta a la curva de demanda residual para hacer las simulaciones del SPCM. Finalmente, con la metodología propuesta se reduce el número de resultados posibles a simular desde más de 16 millones a 580.

Definición de Parámetros para el SPCM

Con base en los análisis sobre, el mercado de energía, el recurso primario y los posibles resultados de la subasta, se establecen los siguiente parámetros:

1. **Agentes:** Se simularon 18 agentes: los 16 participantes de la subasta más 2 agentes que aunque no participan en la subasta tiene una participación importante en el mercado Spot. En términos de centrales de generación se incluirán 24 que participan en la subasta más 31 que hacen parte del mercado spot antes de la subasta. En la demanda

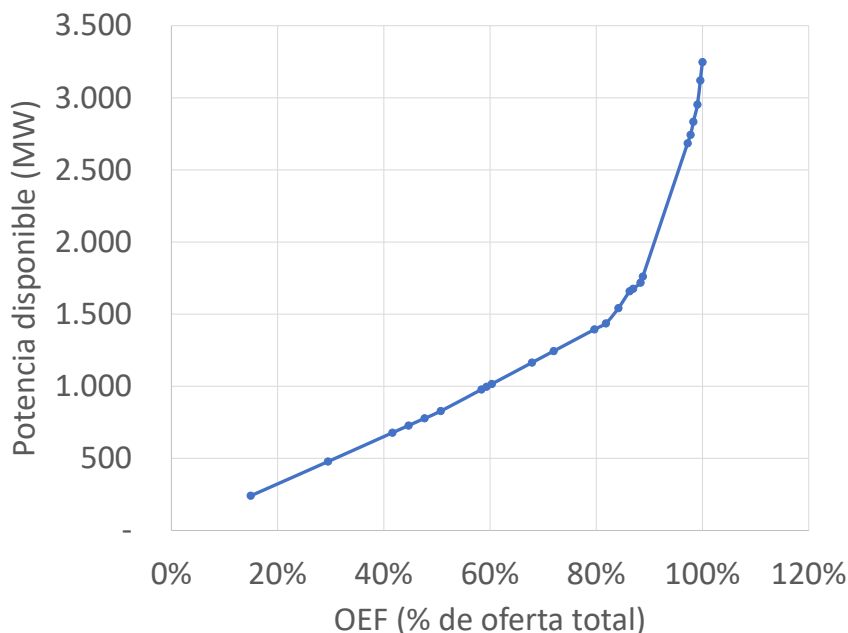


Figura 4-11.: Relación entre Obligaciones de energía firme y disponibilidad para el mercado spot

residual se incluyeron 23 centrales del mercado spot.

2. **Parámetros:** La ventana de simulación fue de un año y se dividió en 12 periodos que agrupaban 730 bloques de 1 hora. En cada periodo se estableció una curva de duración de carga para representar la demanda constituida. Esta curva contenía 10 valores que van del percentil 5 al 95 de los datos históricos de cada periodo. También para cada periodo se estableció un valor de disponibilidad para cada central con recurso de generación variable.
3. **Escenarios:** Se incluyeron 580 posibles resultados de la subasta y 19 conjuntos de series para representar la variabilidad de recursos primarios para un total de 11 020 escenarios a simular. Teniendo en cuenta que en cada escenario se hará una simulación por cada periodo y cada valor de la curva de duración de la demanda, se realizaron 120 simulaciones por cada escenario, es decir 1'322 400 simulaciones en total.

Es importante mencionar que, a pesar de la importante reducción de los posibles resultados de la subasta a simular, pasando de más de 16 millones a 580, el tiempo de procesamiento para construir la base de datos del spot fue de 2 horas y 20 minutos con un procesador Intel(R) Core(TM) i7-6500U CPU @ 2.5 GHz y 4 GB de memoria RAM. Esto evidencia que los tiempos de simulación hubiesen sido demasiado grandes si no se hubiera desacoplado el análisis de los resultados finales de la subasta.

En el anexo C, se presentan en detalle todas las variables de entrada que se usaron para las simulaciones.

Calibración de la Base de Datos

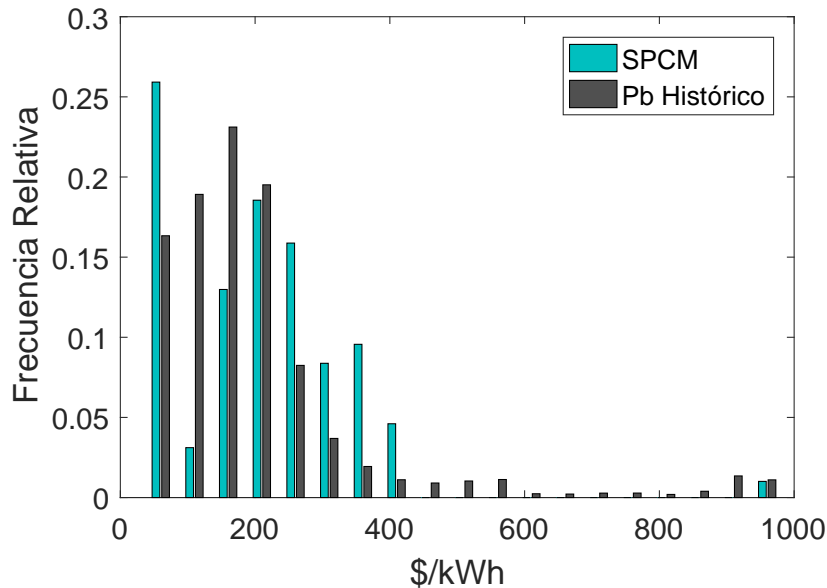


Figura 4-12.: Comparación de precio de la bolsa energía (Pb) y del SPCM. Precios constantes de mayo de 2019

Para ajustar el nivel de precios del SPCM al del mercado de energía presentado en la figura 4-6 se halló el factor de ajuste que igualaba el promedio de los precios determinados por el SPCM y el promedio de los precios del mercado de energía. Como resultado se encontró que con un factor de 0.7 se igualaban los valores promedio. En la figura 4-12 se comparan las distribuciones de los precios históricos de la bolsa de energía y los precios determinados por el SPCM con el factor de ajuste definido. Allí se puede observar que ambas series tiene la misma tendencia central y una distribución de precios similar. Este factor de ajuste que está reduciendo la demanda en 30 % refleja la distorsión que generan en el mercado de energía varios aspectos particulares tales como:

- **Generación por seguridad:** En el mercado analizado hay una separación entre la capa económica, donde se forma el precio, y la capa técnica, donde se asegura la factibilidad del despacho. En la segunda capa se puede determinar qué centrales costosas entran al despacho para solucionar alguna restricción técnica del sistema, lo que termina desplazando generación en mérito. Este esquema se conoce como reconciliaciones positivas (cuando genera una planta fuera de mérito) y negativas (cuando no gene-

ra un planta en mérito) y tiene un alto volumen transacciones principalmente por restricciones de estabilidad de tensión en la parte norte del país.

- **Mínimos operativos:** En el sistema existen 8 plantas que tiene registrado ante el sistema una generación mínima operativa que debe ser garantizada en el despacho. Esta generación está relacionada principalmente con restricciones ambientales en las que se requiere que se mantenga un caudal aguas abajo del embalse.
- **Mercado de AGC:** El mercado de asignación de regulación secundaria de frecuencia o AGC, se desarrolla de manera secuencial junto con el mercado de energía y en él participan principalmente los generadores hidroeléctricos. La manera en que se remunera este servicio hace que su asignación tenga influencia en las reconciliaciones y por lo tanto en la formación de precio.
- **Inflexibilidades térmicas:** Algunas características de las plantas térmicas, tales como rampas de entrada y salida, velocidad de carga y descarga, mínimo tiempo de carga estable y tiempo mínimo de generación, hacen que se incluyan en el despacho aunque no estén en mérito ni por generación de seguridad.

Para el cálculo de las ofertas sinceras además de los resultados de la simulaciones SPCM, fue necesario suponer información sobre la inversión de las centrales que participan en la subasta. El costo total de la inversión se calculó con base en la información reportada en [UPME,2018] para nuevos proyectos de generación en Colombia. En el anexo C se presenta el detalle de la información que se utilizó para el cálculo de la oferta sincera de cada central. El precio de referencia para comparar las ofertas sinceras que calcula el modelo es el precio de cierre de la subasta de sobre cerrado: 15.1 USD/MWh, lo que es equivalente aproximadamente a 50 \$/kWh.

En la figura 4-13 se presentan las ofertas sinceras que se calcularon para los 24 proyectos. Hay varios aspectos que llaman la atención. En primer lugar, existen ofertas sinceras con valores negativos; esto indica que la central es rentable por sí sola en las condiciones de mercado simuladas y no necesita del cargo por confiabilidad para apalancar el proyecto. Esto sucede con las centrales a líquidos y con tres centrales a Gas que tienen unas características indispensables para que esto suceda: su ubicación hace que el costo del combustible usado sea nulo. Estos 5 proyectos son casos especiales en los que se puede generar con costo marginal 0 a partir de proyectos de muy baja inversión inicial (como las plantas de combustión interna o centrales a gas con ciclo combinado (CCGT)). El segundo aspecto notable se encuentra en el otro extremo de la figura: 6 centrales con ofertas sinceras con valores muy por encima de la referencia (50 \$/kWh). Estos valores altos se deben al bajo valor de la relación entre la capacidad efectiva neta (CEN) de dichas plantas y las obligaciones de energía firme (OEF) asignadas. Para las centrales hidroeléctricas que actualmente tiene OEF asignadas la relación OEF/CEN es en promedio de 37% siendo 25% la menor para centrales ubicadas en la región andina. En contraste, según se presenta en la tabla 4-1, las centrales Hidráulicas que se

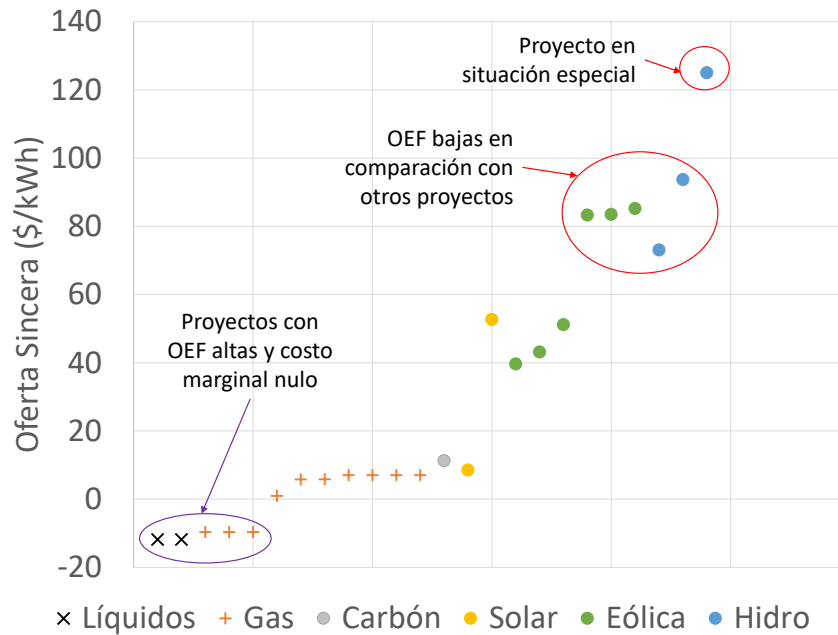


Figura 4-13.: Ofertas sinceras estimadas por tecnología para subasta de OEF

presentaron en la subasta tienen una OEF que representa el 12 %, 11 % y 7 % respectivamente. Al tener un porcentaje de OEF más bajo hace que el precio por cada unidad de energía comprometida sea más alto.

Con las centrales eólicas sucede algo similar. Si bien es cierto que no se tienen antecedentes sobre la cantidad de OEF que se le puede asignar a una central eólica ya que en la subasta del 2019 es la primera vez que se incluyen este tipo de centrales, entre las 6 centrales que fueron adjudicadas en la subasta hay una gran variabilidad en cuanto a la relación OEF/CEN . Mientras para las centrales F-Wind3 y F-Wind5 se tienen valores de 17 % y 21 % respectivamente, para las centrales F-Wind4 y F-Wind6 es de tan solo 3 %. Esta diferencia hace que la oferta sincera de estas últimas sea 7 veces mayor que la de F-Wind5. Con miras a la aplicación del ABM, para limitar las diferencias entre las ofertas sinceras de las centrales eólicas se recalcularon las ofertas sinceras de F-Wind4, F-Wind6 y F-Wind2 utilizando el valor promedio de OEF para las 6 centrales eólicas (10 %).

Aunque la diferencia entre las ofertas sinceras de las centrales eólicas pueda deberse a las características de la disponibilidad del recurso primario en la ubicación de cada proyecto, existen otras razones que pueden explicar la diferencia en la cantidad de OEF ofertada en la subasta, como por ejemplo la entrada en etapas del proyecto de generación.

Una mención especial debe hacerse sobre uno de los proyectos hidroeléctricos analizados que presenta una oferta sincera mucho mayor. Este valor atípico se puede explicar entendiendo su situación particular. Este proyecto ya tenía previamente OEF asignadas en un proceso anterior y lleva en construcción varios años lo que implica que el no ganar OEF no condiciona

su construcción de manera definitiva. Por lo anterior, podría llegar a realizar una oferta de precio más baja que la que se estima con el modelo propuesto.

Por último es importante señalar que la gran variabilidad que se observa entre las ofertas sinceras de los participantes, que principalmente obedece a particularidades de cada tecnología de generación, hacen que la información sobre precios de retiro de las centrales pueda ser irrelevante a la hora del proceso de adaptación de los agentes. Por ejemplo, si durante la subasta los proyectos eólicos se retiran a un precio de $80\$/kWh$ o $40\$/kWh$, esto no constituye una información de gran utilidad a la hora de definir si conviene o no seguir en la subasta si se está ofertando una central a gas natural. No obstante, la información de precios de retiro puede constituir un indicador indirecto del nivel de competencia que permanece en la subasta y por eso puede tener algún efecto en el proceso de adaptación.

4.2.3. Casos de Análisis

El objetivo central de este experimento es ejemplificar la aplicación del modelo basada en agentes (ABM) que se propone en esta tesis doctoral. Sin embargo, también se analiza tangencialmente el efecto que puede tener el tipo de demanda que se utiliza en la subasta. Con este experimento no se busca realizar una comparación entre la subasta de sobre cerrado y DCA ni evaluar los resultados de la subasta de cargo por confiabilidad llevada a cabo en el 2019. El alcance de este experimento es puramente ilustrativo.

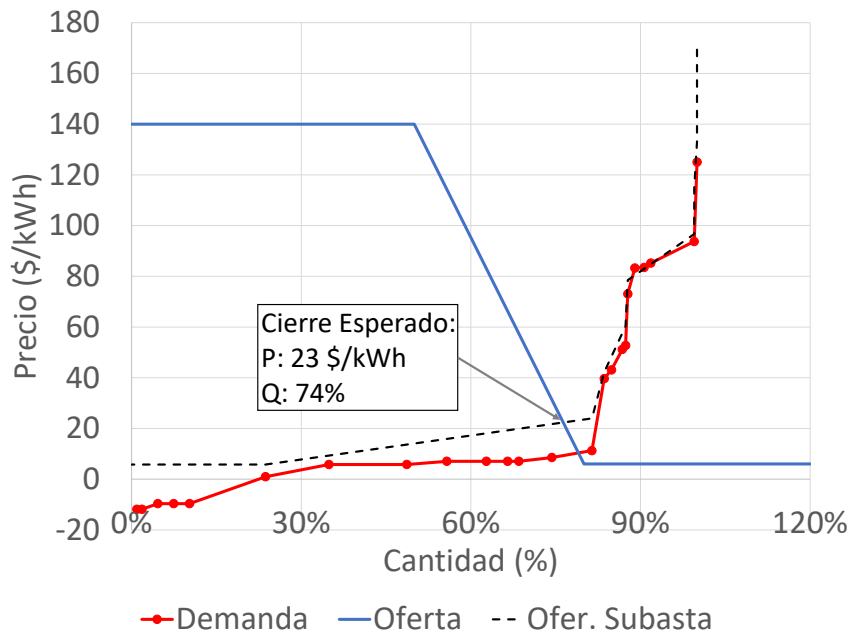
Se establecieron 4 casos en los que se analiza el efecto de la demanda de la subasta con y sin información de cantidades retiradas. En los 4 casos:

1. Participan 24 centrales con las mismas características que los presentados en la tabla 4-1.
2. Se usará la base de datos del mercado spot presentada en la sección anterior.
3. Se utiliza una subasta de reloj descendente (DCA) con 10 rondas.
4. Se usará el precio de cierre para evaluar la optimalidad y el indicador E_a para la eficiencia (Ecuación 2-5) de los resultados.
5. Todos los agentes son adaptativos
6. Se realizaron 30 simulaciones para cada caso con 3000 episodios en cada una. El valor de $\varepsilon - greedy$ fue de 0.1 en todas las simulaciones.

La diferencia entre los casos está en el tipo de demanda de la subasta que usa y en el tipo de conjunto de estados que usan para el algoritmo de aprendizaje por refuerzo. En la tabla 4-3 se presentan las características de cada caso.

Tabla 4-3.: Casos para comparar el desempeño de la subasta con diferentes demandas

| Información Durante la subasta | Demanda en función del precio | Demanda inelástica |
|-----------------------------------|----------------------------------|-----------------------|
| Cantidad retirada | Caso 20 | Caso 21 |
| Sin Información | Caso 22 | Caso 23 |

**Figura 4-14.:** Resultados esperados del caso 20

Caso 20

En este caso se usa una demanda como la presentada en la figura 4-10 con parámetros $D_{min} = 40\%$ y $D_{max} = 80\%$ (porcentajes referidos a la oferta total de OEF), $P_{max} = 140$ $\$/kWh$ y $P_{min} = 5$ $\$/kWh$, tal como se presenta en la figura 4-14. Allí también se presenta la oferta agregada construida con las ofertas de los competidores de la subasta (serie roja) y la curva de oferta que se observa dados los precios de ronda que se proponen para la simulación (serie punteada). La oferta agregada se construye a partir de las parejas cantidad-precio de cada central, donde la cantidad corresponde a las OEF de cada central y el precio a las ofertas sinceras calculadas en el capítulo anterior. Con esta información se espera un precio de cierre de 23 $\$/kWh$ y con el 74% de la oferta total.

En la figura 4-15 se presenta un histograma con los precios de cierre de las 30 simulaciones. En ella se puede observar que la tendencia central de las simulaciones es justamente el precio de cierre esperado (77% de las veces). Con un precio promedio de cierre de 24.5 $\$/kWh$ y una desviación estándar de 8.75 $\$/kWh$.

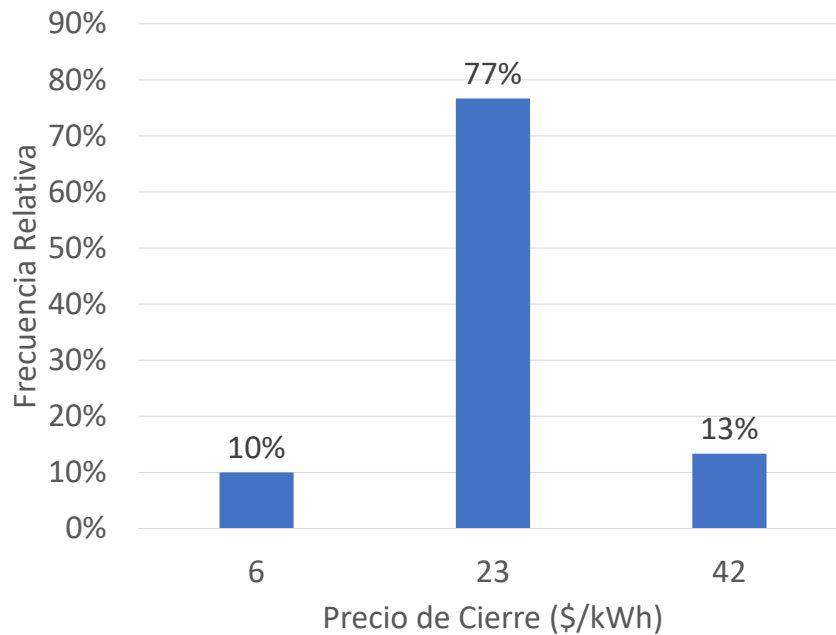


Figura 4-15.: Histograma de los precios de cierre de las simulaciones del caso 20

En cuanto al indicador de eficiencia asignativa (E_a), el promedio para las 30 simulaciones fue de 82%. Para profundizar un poco más sobre este indicador, en la figura 4-16 se presenta el detalle de los resultados de una de las simulaciones (con precio cierre 23\$/kWh) del caso 20. De las 13 centrales que se retiran de la subasta hay dos que podrían considerarse retiros estratégicos por no ser parte de las centrales de mayores ofertas sinceras, pero llama especialmente la atención el retiro de la central del Agente5 ya que es una de las que menor oferta sincera tiene. Este retiro se puede explicar teniendo en cuenta los resultados de los capítulos anteriores donde se demostró que cuando un agente tiene la capacidad de dividir su oferta, podría retirar parte de ella con la intención de lograr un precio más alto al cual se remunerare la oferta que permanece en la subasta. Este efecto también puede explicar porque el Agente 12 retira una de sus centrales antes que al Agente 10.

El tiempo de procesamiento de las 30 simulaciones de este caso fue de 24 horas y 45 minutos.

Caso 21

Este caso se diferencia del anterior en que tiene una demanda inelástica como la que se presenta en la figura 4-17. Sin embargo, aunque se presente un cambio importante en la curva de demanda de la subasta se espera que la subasta cierre con un precio idéntico que en el caso anterior, siempre y cuando los agentes realizaran ofertas sinceras. Sin embargo, tal como se presenta en la figura 4-18, en este caso el precio de cierre resulta ser mucho mayor que el esperado, con un promedio de 80.9 \$/kWh para las 30 simulaciones. Esto representa una aumento considerable respecto al precio esperado, que obedece en gran parte a las

| Oferta Sincera (\$/kWh) | Retiros Esperados | Resultado | Retiros Estrategicos | Agente |
|----------------------------|----------------------|-----------|-------------------------|-----------|
| 125,02 | Out | Out | | 16 |
| 93,72 | Out | Out | | 2 |
| 85,20 | Out | Out | | 14 |
| 83,51 | Out | Out | | 18 |
| 83,28 | Out | Out | | 17 |
| 73,06 | Out | Out | | 15 |
| 52,72 | Out | Out | | 1 |
| 51,19 | Out | Out | | 14 |
| 43,13 | Out | Out | | 14 |
| 39,65 | Out | Out | | 13 |
| 11,27 | Out | In | | 10 |
| 8,56 | Out | In | | 14 |
| 7,05 | Out | Out | | 11 |
| 7,05 | In | Out | X | 12 |
| 7,05 | In | In | | 12 |
| 7,05 | In | In | | 11 |
| 5,81 | In | In | | 7 |
| 5,80 | In | In | | 8 |
| 0,99 | In | In | | 6 |
| -9,64 | In | Out | X | 5 |
| -9,64 | In | In | | 5 |
| -9,64 | In | In | | 5 |
| -11,85 | In | In | | 9 |
| -11,85 | In | In | | 9 |

Figura 4-16.: Resultados detallados de una simulación del caso 20

condiciones particulares del caso. Puntualmente, la característica que genera ese aumento es la pendiente que tiene la curva de oferta cerca de la demanda (Ver figura 4-17). De hecho, si la demanda de la subasta en este caso fuese de 60%, el aumento del precio de cierre no sería tan drástico porque para esa cantidad la pendiente de la curva de oferta es mucho menos pronunciada.

Otro aspecto a mencionar es el aumento de la volatilidad del precio de cierre llegando a una desviación estándar de 16.7 \$/kWh. Aunque el 97% de los experimentos tuvieron un cierre alrededor 78\$/kWh, no hay un único precio con una amplia mayoría.

Por otra parte, el promedio del indicador de eficiencia asignativa aumenta en este caso a 88%. Esto indica que una mayor parte de las centrales asignadas corresponden con las

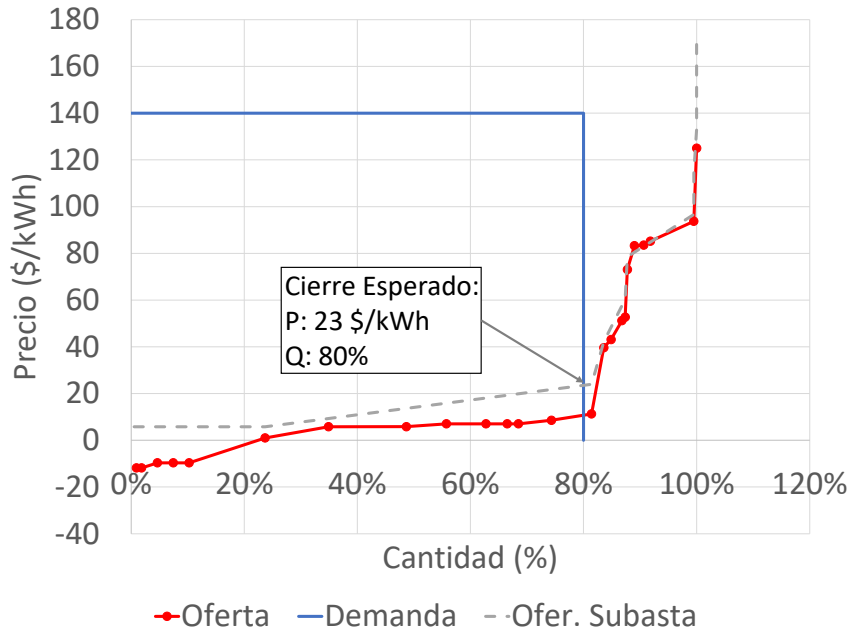


Figura 4-17.: Resultados esperados del caso 21

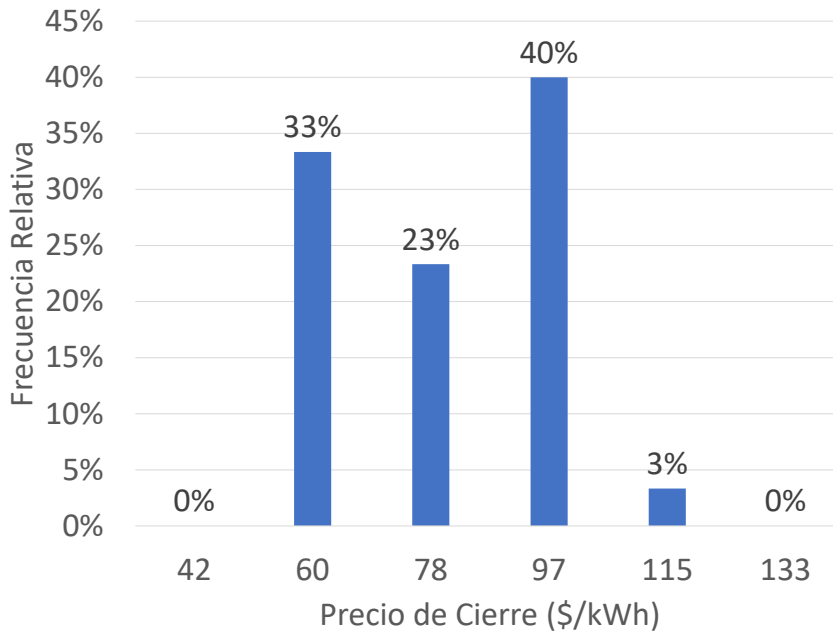


Figura 4-18.: Histograma de los precios de cierre de las simulaciones del caso 21

de menores precios. Es interesante el contraste que se evidencia en el cambio que los dos indicadores del caso anterior a este: Mejora la eficiencia pero hay un detrimento importante en la optimalidad de la subasta. Hay dos fenómenos que generan estos efectos. En primer

lugar, la demanda inelástica genera una condición de pivotalidad de manera más prematura para varios agentes. Al percibir esto, los agentes que tienen una oferta divisible pueden aprovecharlo para que su retiro anticipado genere ingresos mayores vendiendo a un precio mayor la parte restante de su oferta. Lo anterior da como resultado un aumento del precio. Al tener precios más altos de cierre, la posibilidad de retirar una central y poner un precio mayor para las centrales restantes, se hace menos atractiva que recibir el ingreso por todas las centrales a un precio ligeramente menor. De hecho la conveniencia de retirar una central para aprovechar la condición de pivotalidad puede describirse como se presenta en las siguientes ecuaciones, donde N_c es el número de centrales de un agente adaptativo, P_r es el precio de la ronda en la que se podría aprovechar la condición de pivotalidad, \underline{p} es la oferta sincera y Δ_P la disminución de precio potencial si no se aprovecha la condición de pivotalidad. Nótese que en las ecuaciones no se incluye la cantidad oferta por cada central ya que se suponen iguales para todas las centrales.

$$(N_c - 1)(P_r - \underline{p}) > N_c((P_r - \Delta_P) - \underline{p})$$

$$N_c P_r + N_c \underline{p} - P_r + \underline{p} > N_c P_r - N_c \Delta_P - N_c \underline{p}$$

$$P_r - \underline{p} < N_c \Delta_P \tag{4-1}$$

La ecuación 4-1 indica que retirar una central para asegurar un precio alto resulta mejor que permanecer en la subasta con todas las centrales sólo si la diferencia entre el precio de la ronda actual y la oferta sincera es menor que la pérdida potencial que se tendría por no aprovechar la pivotalidad (la disminución del precio por el número de centrales). De esta manera en la medida que el precio de ronda al cual es pivotal sea mayor, es menor el beneficio potencial de retirar prematuramente una central. La expresión anterior también indica que con una mayor oferta sincera aumenta la probabilidad de presentar retiros prematuros. De hecho en la figura 4-19 se evidencia que la eficiencia aumenta porque los retiros estratégicos disminuyen. Adicionalmente se observa que el retiro estratégico lo ejerce el agente11, cuyas centrales tiene una oferta sincera mayor que las del agente 5, lo cual evidencia lo presentado en la ecuación 4-1.

El tiempo de procesamiento de las 30 simulaciones de este caso fue de 6 horas y 35 minutos.

Caso 22 y 23

La diferencia de los casos 22 y 23 con los dos anteriores es que en el algoritmo de aprendizaje de los agentes no se incluye ninguna información sobre los cantidades de retiro. Tal como lo muestra la figura 4-20, los precios de cierre de estos dos experimentos se distribuyen alrededor de valores más bajos que sus análogos. El precio de cierre promedio fue de 21 \$/kWh y 70.6 \$/kWh para los casos 22 y 23 respectivamente. Estos resultados son consistentes con los presentados en capítulos anteriores en los que se indicaba que la información revelada a lo

| Oferta Sincera (\$/kWh) | Retiros Esperados | Resultado | Retiros Estrategicos | Agente |
|----------------------------|----------------------|-----------|-------------------------|-----------|
| 125,02 | Out | Out | | 16 |
| 93,72 | Out | Out | | 2 |
| 85,20 | Out | Out | | 14 |
| 83,51 | Out | Out | | 18 |
| 83,28 | Out | Out | | 17 |
| 73,06 | Out | Out | | 15 |
| 52,72 | Out | Out | | 1 |
| 51,19 | Out | Out | | 14 |
| 43,13 | Out | Out | | 14 |
| 39,65 | Out | Out | | 13 |
| 11,27 | Out | In | | 10 |
| 8,56 | In | In | | 14 |
| 7,05 | In | Out | X | 11 |
| 7,05 | In | In | | 12 |
| 7,05 | In | In | | 12 |
| 7,05 | In | In | | 11 |
| 5,81 | In | In | | 7 |
| 5,80 | In | In | | 8 |
| 0,99 | In | In | | 6 |
| -9,64 | In | In | | 5 |
| -9,64 | In | In | | 5 |
| -9,64 | In | In | | 5 |
| -11,85 | In | In | | 9 |
| -11,85 | In | In | | 9 |

Figura 4-19.: Resultados detallados de una simulación con precio de cierre 60 \$/kWh del caso 21

largo de la subasta favorecía el aumento del precio de cierre en detrimento de la optimalidad de la subasta.

Respecto a la eficiencia, el promedio del indicador E_a fue 83% y 90% respectivamente. Estos resultados también son consistentes con las conclusiones del capítulo pasado en el que se señalaba que la información sobre cantidad retirada en este tipo de subastas reducía la eficiencia asignativa.

Como se explicó anteriormente, tanto la reducción de la eficiencia como el aumento del precio de cierre cuando los agentes disponen de información adicional revelada en la subasta está relacionada con el aumento de la capacidad de los generadores para determinar si se

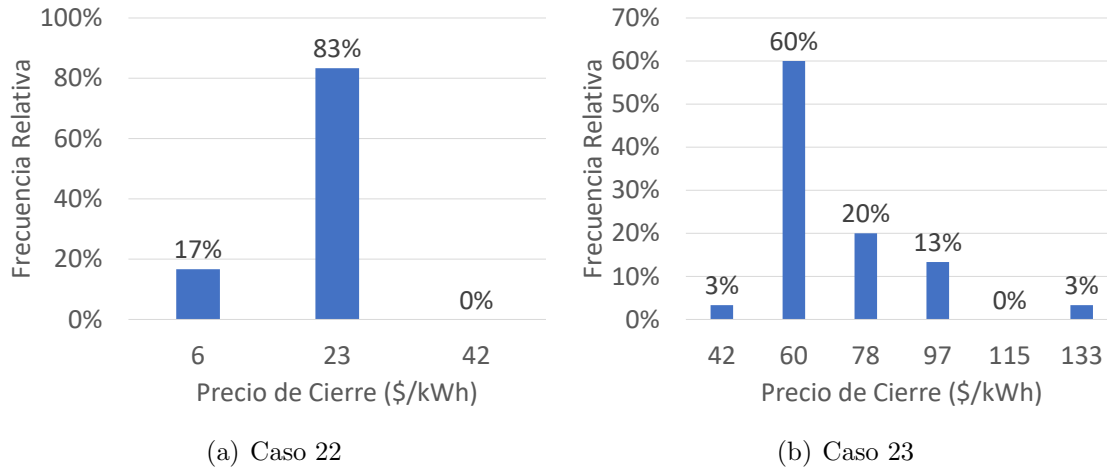


Figura 4-20.: Histograma de los precios de cierre de las simulaciones del caso 22 y 23

encuentran o no en una posición estratégica.

Observaciones Finales sobre el Experimento de Aplicación de la Metodología

Como se mencionó arriba, el objetivo de este experimento era ejemplificar la aplicación del modelo ABM desarrollado en esta tesis doctoral a un mercado real, su alcance era simplemente ilustrativo. En este sentido, se evidencia que al implementar el modelo en un mercado real, los resultados mantienen la coherencia con las conclusiones de capítulos anteriores sobre el efecto de la información revelada sobre la adaptación durante la subasta y sobre su optimalidad y eficiencia.

Por otra parte, los casos simulados evidencian la utilidad del modelo para el análisis de temáticas sobre el diseño de subastas, específicamente se ilustró el efecto que podría tener la función de demanda sobre los resultados de la subasta. Aunque lo presentado al respecto en este experimento es simplemente de carácter ilustrativo, permite identificar que existen situaciones en las que una demanda inelástica puede facilitar el aprovechamiento de posiciones pivotales. Específicamente, la situación que se identificó es cuando: i) se tiene una curva de oferta con grandes variaciones de precios, ii) los agentes disponen de información sobre las cantidades retiradas y iii) hay agentes con la capacidad de segmentar su oferta. Estos resultados sugieren que futuros trabajos desarrollados sobre el efecto de la función de demanda sobre los resultados de la subasta serían útiles para el diseño de subastas

4.3. Conclusiones

Este capítulo tenía por objetivo presentar una propuesta metodológica para aplicar el modelo de agentes desarrollado en capítulos anteriores a un mercado real. Esto es relevante teniendo en cuenta que las particularidades de los mercados reales pueden llegar a dificultar este

proceso. Específicamente se abordó el problema de la calibración del modelo del precio spot, el problema de dimensionalidad que se genera al tener muchos participantes en la subasta y la caracterización de la variabilidad de las fuentes primarias de energía. Esta propuesta metodológica se complementó con un ejemplo de aplicación a un mercado real en donde además se analizó la influencia de la función de demanda de la subasta sobre sus resultados. Los resultados del modelo sugieren que al cabo del proceso de calibración puede surgir la necesidad de un ajuste considerable teniendo en cuenta todos los fenómenos que influyen en el proceso de formación del precio de bolsa. Particularmente, para el mercado analizado el factor de ajuste tuvo que reducir la demanda del mercado spot en un 30 % para acercar los niveles de precios que fijaba el modelo y los históricos del mercado.

Del análisis de la oferta sincera de los participantes de la subasta es importante destacar la variabilidad que se encontró entre las distintas tecnologías de generación. Esto dificulta el aprendizaje basado en la información sobre precios de retiro ya que no serían un buen indicador para ajustar la oferta y evitar la maldición del ganador.

La dimensionalidad de este tipo de problemas puede llegar a ser un inconveniente para la implementación de un modelo de agentes. Sin embargo el desacoplamiento de los posibles resultados puede reducir de manera importante los requerimientos computacionales. No obstante, aún con estas reducciones, los tiempos de simulación son considerables. Por ejemplo, para la simulación del caso 20 se requirió alrededor de 24 horas para la ejecución de 30 simulaciones.

Sobre la caracterización de las fuentes primarias y su incidencia a la hora de caracterizar los precios del mercado de energía, es importante mencionar que la metodología propone un enfoque que se basa en el análisis de la generación histórica de las centrales y no en la disponibilidad de la fuente primaria. Esto permite incluir en el análisis aspectos comerciales como los patrones de embalsamiento y desembalsamiento característicos de centrales hidroeléctricas con regulación de mediano plazo. No incluir este tipo de fenómenos tiene impacto sobre la simulación del mercado de energía al mal interpretar la simultaneidad entre la disponibilidad de las plantas del sistema.

La aplicación del ABM para el análisis de la adaptación de los agentes en este tipo de subastas en casos basados en información real de mercados de energía, permitió ratificar los resultados que se habían establecido en capítulos anteriores. En los casos de análisis se evidenció la influencia que tiene la posibilidad de segmentar la oferta de los agentes sobre su comportamiento estratégico, comprobando adicionalmente que la diferencia entre el precio de cierre y la oferta sincera es un factor que condiciona este tipo de comportamiento. Esto puede llevar a que un aumento en el precio de cierre reduzca los retiros estratégicos y de esta manera, se mejore la eficiencia de la asignación.

Los casos analizados también reforzaron los hallazgos de capítulos anteriores sobre el impacto de la información sobre la optimalidad y eficiencia de la subasta: aumenta los precios de cierre y disminuye la eficiencia.

Por último, en este capítulo se incluyó una comparación entre una demanda inelástica y una

no inelástica. El resultado principal es que demandas inelásticas pueden facilitar condiciones de pivotalidad y consecuentemente el surgimiento de retiros estratégicos en agentes que puedan segmentar su oferta.

5. Conclusiones

A pesar de que la principal justificación para la utilización de las subastas de reloj descendente (DCA) en el sector eléctrico es la posibilidad que tienen los participantes de adaptar su oferta durante la subasta, los modelos que se han desarrollado pasan por alto este proceso de adaptación. Según algunos autores, la información revelada permite que los participantes reduzcan su incertidumbre sobre la valoración real del bien y, consecuentemente, realicen ofertas más cercanas a su valoración real haciendo que la optimalidad y la eficiencia de los resultados mejoren. No obstante, en la literatura también se reconoce que este proceso de adaptación puede facilitar el establecimiento de comportamientos estratégicos. Esta discusión, vigente en el estado del arte actual, y la oportunidad de mejorar los modelos que se usan para el análisis de este tipo de subastas fueron las principales motivaciones para el desarrollo de esta tesis doctoral.

El objetivo que se planteó al inicio de este documento fue desarrollar un modelo basado en agentes (ABM) que permitiera analizar la adaptación de los generadores que participan en subastas dinámicas utilizadas en los mercados de aseguramiento energético. Este modelo debería permitir la evaluación del efecto de la información revelada y de distintos productos de aseguramiento energético sobre la adaptación de los generadores. Adicionalmente, se debería complementar el ABM con una propuesta metodológica que guiara su implementación para el análisis de mercados reales.

Tal como se evidencia a lo largo de este documento, los objetivos planteados se lograron cumplir a cabalidad. En el segundo capítulo se presenta la definición, implementación y validación de un modelo de agentes con aprendizaje por refuerzo que permitió analizar la adaptación de los participantes de una DCA en función de la información revelada a lo largo de la subasta. En el tercer capítulo se presenta el diseño e implementación de un experimento con el cual se comparó el desempeño de dos tipos de productos utilizados en los mercados de aseguramiento energético: Contratos *Forward* y *Call Options*. Por último, en el cuarto capítulo, se presentó una propuesta metodológica en el que se señalaban los alcances del modelo desarrollado y algunas alternativas para su implementación.

El trabajo desarrollado para abordar la problemática central de esta tesis y satisfacer los objetivos, también permitió:

1. Establecer propuestas metodológicas para el modelamiento de este tipo de subastas mediante ABM y algoritmos de aprendizaje por refuerzo, los cuales representan importantes aportes metodológicos.

2. Establecer una serie de conclusiones sobre temáticas que actualmente son de interés para el sector eléctrico y en general para cualquiera relacionado con el diseño de subastas dinámicas, que constituyen aportes al conocimiento.
3. Identificar una serie de trabajos futuros que permitan complementar y extender el alcance de las conclusiones y hallazgos presentados en esta tesis.

A continuación se detallan cada uno de estos aportes.

5.1. Aportes Metodológicos

Como resultado de esta tesis doctoral se identifican cinco grandes aportes metodológicos:

1. Modelamiento de la adaptación de la oferta durante subastas dinámicas mediante un modelo de agentes.
2. Propuesta metodológica para integrar el modelo de agentes con un modelo de equilibrio del mercado de energía conocido como *Strategic Production Cost Model*.
3. Propuesta metodológica para aplicación del modelo desarrollado en esta tesis doctoral a mercados de energía eléctrica.
4. Estructuración de experimentos para analizar, validar y estimar la robustez de los efectos de la información revelada, el tipo de producto y otros aspectos de los mercados de energía (tecnología de generación, concentración de mercado, etc.), sobre la adaptación de la oferta de los generadores.
5. Definición de indicadores para la evaluación de la eficiencia y optimalidad

En primer lugar, el aporte principal de esta tesis doctoral es el planteamiento de un modelo basado en agentes para analizar la adaptación de la oferta en subastas dinámicas. La importancia de este aporte no radica solamente en la utilidad que representa un modelo con este enfoque para la evaluación y diseño de mercados, sino que su construcción implicó una serie de aportes que merecen ser destacados:

- Definición de variable *IPR* como un indicador que consolida la información que se revela sobre los precios de retiro de las centrales. La utilidad de esta variable en el proceso de aprendizaje por refuerzo fue validada por los resultados del capítulo 2 en el que los agentes que disponían de esta información exhibieron comportamientos más eficientes para lidiar con la *maldición del ganador*.

- Definición de conjuntos de estados para analizar el problema de la adaptación. El análisis sobre las variables relevantes, la metodología de tratamiento y el respaldo que da la coherencia de los resultados de las simulaciones con los planteamientos teóricos, hacen que estas definiciones puedan tomarse como un referente para futuros trabajos.
- Implementación de ABM en software de simulación MATLAB. La construcción de la plataforma de simulación constituye un aporte fundamental para continuar la investigación sobre la adaptación de los generadores en subastas dinámicas principalmente por el inmenso esfuerzo que implica la puesta a punto de este tipo de algoritmos.

La propuesta metodológica para integrar el modelo de equilibrio *Strategic Production Cost-Model* al modelo de agentes constituye otro aporte importante para el análisis de subastas en el sector eléctrico. Su valor agregado radica en que permite incluir las características del mercado de energía subyacente como parte del modelo de adaptación y así identificar posibles impactos de los resultados de la subasta en los precios del mercado *spot*. Esto es particularmente importante en mercados de energía oligopólicos y/o cuando se subasta una cantidad considerable de nuevos proyectos de generación.

La aplicación de los modelos de adaptación a los mercados reales implican una serie de análisis en los que se debe reinterpretar la información disponible en los términos adecuados antes de incluirla dentro del modelo. El cuarto capítulo de esta tesis presenta una propuesta metodológica para llevar a cabo este proceso. Al respecto, es importante destacar la metodología propuesta para la determinación de la oferta sincera de los participantes de este tipo de subastas.

El diseño de los experimentos con los que se evaluó el efecto de la información y el tipo de producto sobre la adaptación, también constituye un aporte metodológico. La estructuración de los experimentos a partir de casos, escenarios y simulaciones permitió analizar los efectos en varios niveles. En el primer nivel estaban los casos, los cuales se definieron en función de las variables que respondían directamente al objetivo del experimento. En el siguiente nivel, los escenarios se definieron con base en las variables que podrían influir en el proceso de adaptación, con el objetivo de evaluar la robustez de las conclusiones establecidas sobre las variables de primer nivel. Por su parte, las simulaciones permitían evaluar la variabilidad de los resultados de cada escenario.

Por último, se debe hacer mención de todos los indicadores propuestos para evaluar la optimalidad y eficiencia de los resultados de la subasta dependiendo de las características de cada caso:

- Se utilizó el indicador O_{pc} para comparar precios de cierre aislando el posible efecto de otras variables, como variaciones la demanda de la subasta, en la valoración del producto o en los precios de ronda.
- El indicador E_a , usado para evaluar la eficiencia asignativa, permite evaluar el desempeño de la subasta para lograr asignaciones eficientes en situaciones en las que las

diferencias de costos son pequeñas. Este indicador fue usado en la mayoría de los casos analizados con resultados siempre coherentes con lo esperado.

- El indicador O_G se definió para evaluar los gastos adicionales que implican la adjudicación de un producto. Este indicador se usó para comparar la optimalidad de productos cuyo esquema de liquidación dificultaba la comparación directa a partir del precio de cierre de la subasta.

Estos aportes metodológicos constituyen herramientas útiles para el diseño de nuevos mercados, especialmente los relacionados con subastas dinámicas. Su utilidad se basa principalmente en que se modela directamente la adaptación de los participantes durante la subasta permitiendo identificar los equilibrios que se pueden alcanzar, las estrategias de oferta que los constituyen y las variables que influyen en dichas estrategias. Este enfoque de modelamiento de la adaptación permite que la evaluación de variaciones en el diseño de mercados se realice de manera más transparente.

5.2. Aportes al Conocimiento sobre Subastas Dinámicas

Aportes sobre la Adaptación de la Oferta

Los modelos de agentes implementados y el proceso de experimentación permitieron concluir que hay varios aspectos que ejercen un gran impacto sobre la adaptación de las ofertas durante la subasta. En particular se identificaron los siguientes:

1. La posibilidad de segmentar la oferta de la subasta.
2. Las reglas de liquidación.
3. El número de agentes adaptativos.
4. La incertidumbre del *Reward*.

Entrando en detalle sobre el primer aspecto, cuando un agente puede segmentar su oferta, puede retirar parte de su oferta para influenciar el precio de cierre de la subasta, de manera que el restante de su oferta sea adjudicado a precios más altos. Aunque, esta desviación respecto a la oferta sincera no depende de la información revelada durante la subasta, disponer de esta incentiva notablemente dicho comportamiento.

Por otra parte, la naturaleza de las reglas de liquidación pueden promover la especulación entre los agentes y por ende, las desviaciones de la oferta sincera. Cuando una regla de liquidación hace posible que un agente pueda tener ingresos aún retirando su oferta, esto promueve el retiro de agentes en precios altos para influenciar el precio de cierre al alza.

Igualmente, el número de agentes adaptativos ejerce una gran influencia sobre la posibilidad de que se establezca colusión implícita en una subasta. Un menor número de agentes, dificulta

la convergencia hacia equilibrios competitivos y por ende facilita dicha colusión. Esto a su vez, promueve el aumento del precio de cierre de la subasta y consecuentemente un detrimento de su optimalidad.

Finalmente, la incertidumbre en el *Reward* del agente adaptativo al final de cada episodio dificulta el proceso de aprendizaje e influencia el establecimiento de estrategias de oferta. Por lo general, esta incertidumbre hace que los agentes establezcan estrategias más conservadoras, es decir, que se retiren más rápidamente cuando la variabilidad del *Reward* es más grande. La incertidumbre en el *Reward* puede ser originada por una o varias fuentes: incertidumbre en la demanda de la subasta, las variables del mercado de energía, tipo de producto subastado y/o falta de eficacia del modelo de aprendizaje para estimar las condiciones de la subasta. En todos los casos, este fenómeno empeora la eficiencia y la optimalidad de la subasta.

Aportes sobre el Efecto de la Información

La principal conclusión en este sentido, es que la información revelada durante la subasta juega un papel decisivo en la adaptación de los agentes. Los resultados evidenciaron que la adaptación con distintos tipos de información revelada, se diferencian tanto en la eficiencia como en la optimalidad de la subasta. Aunque las diferencias más notorias se presentaron entre los casos con y sin información sobre el retiro de ofertas, también se identificaron diferencias entre los casos con información sobre cantidad retirada y los casos con información sobre precios de retiro.

Con productos de valor común, la información sobre precios de retiro permitió a los agentes estimar con mayor exactitud la conveniencia de permanecer en la subasta y, de esta manera, tener ofertas más sinceras (más cercanas a su verdadera valoración). Este resultado confirma lo planteado por varios autores sobre las ventajas de las subastas dinámicas. Sin embargo, al analizar los productos usados en los mercados de aseguramiento energético, se observó que no exhibían características similares a los de un bien con valor común y por esto, la información sobre precios de retiro no resultó en mejoras de eficiencia ni optimalidad para la subasta. De hecho en todos los casos analizados que incluían productos de aseguramiento energético se presentaron reducciones en la eficiencia y la optimalidad cuando los agentes disponían de información sobre las ofertas retiradas.

En todos los casos (incluyendo los de valor común), la información sobre cantidad retirada favoreció el establecimiento de comportamientos estratégicos por parte de los agentes. Este tipo de información permite al agente identificar el nivel de competencia que enfrenta durante la subasta lo que facilita la identificación de situaciones estratégicas. Por este motivo, los resultados evidencian un deterioro en la optimalidad y la eficiencia de la subasta en los casos en los que los agentes disponen de este tipo de información.

Los resultados de los casos analizados a lo largo del documento también revelaron que con ambos tipos de información sobre retiro de ofertas (precios de retiro y cantidades retiradas), se acentúa la colusión implícita que se presenta cuando existen varios agentes adaptativos.

Aportes sobre el Tipo de Producto y la Demanda de la Subasta

Al comparar los productos evaluados para los mercados de aseguramiento energético (*Forwards* y *Reliability Options*), se encontraron diferencias en cuanto al efecto que tiene sobre el desempeño de la subasta. En términos generales, se concluye que los productos tipo *Forward* presentan un mejor desempeño en este tipo subasta tanto en eficiencia como en optimalidad. Por otra parte, la influencia que tiene la información sobre el proceso de adaptación fue similar en ambos productos. El efecto global de la información fue desmejorar tanto la optimalidad como la eficiencia. Sin embargo, la intensidad de este efecto es más pronunciada en *Reliability Options* que en contratos *Forward*.

Por último, en relación a la demanda de la subasta, se identificó que una demanda inelástica puede hacer a la subasta más susceptible a comportamientos estratégicos que una demanda que varía en función del precio. Esto se debe a que con la primera es más fácil que se den condiciones de pivotalidad. El efecto que podría tener esto sobre la optimalidad y la eficiencia de la subasta depende de varios factores tales como, la posibilidad de los agentes para segmentar su oferta, las reglas de liquidación de la subasta y la característica de la curva de oferta agregada de la subasta. No obstante, tal como lo evidenciaron los resultados de los últimos casos, existen circunstancias que pueden hacer que hayan detrimentos considerables en la optimalidad de la subasta.

Implicaciones sobre el Diseño de Subastas Dinámicas

Estos hallazgos permiten hacer algunas recomendaciones relevantes para el diseño de mercados que utilizan subastas dinámicas.

En primer lugar, tal como se mencionó anteriormente, el beneficio principal de este tipo de subastas es que la adaptación de la oferta permite a los agentes reducir el riesgo de caer en la *maldición del ganador* y de esta manera mejorar la eficiencia y la optimalidad de la subasta. Este efecto se evidenció en algunos de los casos analizados en esta tesis doctoral, específicamente los que incluían un producto de valor común. Sin embargo, cuando se analizaron otro tipo de productos, los resultados mostraron justamente lo contrario: que la adaptación puede ir en contravía del desempeño de la subasta. Estas conclusiones tiene una implicación importante sobre el diseño de mercados: Las subasta dinámicas, en las que puede darse la adaptación de las ofertas de los participantes, son convenientes cuando se están subastando bienes de valor común, de otro modo, dicha adaptación no cumpliría con su propósito. Por ejemplo, en una subasta como la de cargo por confiabilidad, donde las ofertas se establecen con base en las características propias de cada proyecto de generación, la adaptación de la oferta durante la subasta difícilmente estará enfocada en evitar la maldición del ganador ya que la valoración que tiene cada participante sobre el producto subastado no tiene una relación directa con la valoración que tienen otros competidores con proyectos de generación que utilizan tecnologías diferentes, es decir, difícilmente el precio de retiro de una central a gas puede servir para ajustar la valoración que tiene un agente sobre el producto

subastado cuando su proyecto de generación es una central eólica. Por el contrario, en una subasta dinámica en la que participan únicamente centrales de una misma tecnología de generación, la adaptación de la oferta sí podría tener un efecto positivo sobre el desempeño de la subasta.

Por otro lado, los resultados muestran que la adaptación de la oferta está fuertemente influenciada por la información que se revela durante la subasta. Incluso, dependiendo del tipo de información que se revela, la adaptación puede mejorar o empeorar la eficiencia y la optimalidad. La información que le sea revelada a los agentes para su proceso de adaptación durante una subasta dinámica, debe estar enfocada en que sea útil para mejorar la estimación del valor del producto subastado pero sin permitir identificar posiciones estratégicas en la subasta. Por ejemplo, si se revela la cantidad de oferta retirada y los agentes además conocen la demanda de la subasta será fácil para los agentes identificar una condición de pivotalidad y tomar provecho de ella, lo que evidentemente va en detrimento del desempeño de la subasta.

Por último, es importante mencionar que esta tesis exploró otros aspectos, tales como las reglas de liquidación, la segmentación de la oferta y la inelásticidad e incertidumbre de la demanda de la subasta, a partir de las cuales también se puede influir en la adaptación de los agentes durante la subasta. Por ejemplo, una opción para que la información sobre las ofertas retiradas no le permita a los agentes identificar posiciones estratégicas, puede ser la incertidumbre en la demanda de la subasta.

5.3. Trabajos Futuros

Los aportes de esta tesis doctoral constituyen también un punto de partida para futuros trabajos en lo relacionado con el diseño de mercados. Por una lado, los aportes metodológicos facilitan una serie de herramientas que son de gran utilidad para plantear nuevos trabajos de investigación. Por otro lado, los aportes al conocimiento, además de responder a las preguntas planteadas al inicio de esta tesis doctoral, también han permitido identificar otros cuestionamientos interesantes y pertinentes para el análisis de los mercados eléctricos. Uno de ellos está relacionado con la segmentación de la oferta y su incidencia sobre la adaptación estratégica de la oferta durante la subasta. Aunque los resultados de este trabajo evidencian sus efectos, es común que un agente participe con varias centrales en un misma subasta. En este sentido sería interesante un trabajo que se enfocará en caracterizar con más detalle este fenómeno y se evaluarán alternativas, desde las reglas de mercado, para mitigar la afectación de la segmentación de la oferta sobre el desempeño de la subasta.

Igualmente, podrían desarrollarse trabajos que profundizaran sobre el efecto de las variaciones en las reglas de liquidación y en las características de la demanda de la subasta como alternativas para reducir los comportamientos estratégicos en subastas dinámicas.

Por otra parte, hubo aspectos del mercado de energía que no se abordaron dentro de los análisis desarrollados a lo largo de esta tesis doctoral y la influencia de algunos de ellos

podrían ser de especial de interés. Por ejemplo, el efecto que tiene el mercado de contratos bilaterales sobre los resultados de este tipo de subastas, ya que ambos mercados (contratos bilaterales y aseguramiento energético) están relacionados con la mitigación del riesgo de los generadores y por lo tanto su interacción podría tener influencia sobre las ofertas iniciales y sobre su adaptación durante la subasta de energía firme.

Finalmente, se identifican un par de aspectos del modelo desarrollado que podrían ser mejorados en trabajos futuros. El primero es el papel del subastador en la adaptación de los participantes de la subasta. En los modelos desarrollados en este documento se supone que todas las subastas tienen el mismo vector de precios de ronda. Sin embargo, en este tipo de subastas el subastador juega un papel fundamental para mitigar los comportamientos estratégicos de los participantes, y lo hace precisamente determinando estratégicamente los precios de cada ronda. En este sentido, incluir dentro del modelamiento un subastador que defina los precios de ronda y se adapte en función de los comportamientos estratégicos que identifique representaría un aporte significativo en el entendimiento de este tipo de subastas. El segundo aspecto que podría mejorarse es el modelamiento del mercado *spot*. Si bien es cierto que el modelo escogido fue adecuado para cumplir los objetivos trazados al inicio de este documento, sería interesante incluir un modelo más detallado, por ejemplo un modelo de optimización bi-nivel o un modelo de agentes anidado, para analizar de manera conjunta las estrategias de oferta en la subasta de energía firme y las estrategias de oferta en el mercado *spot*.

A. Resultados del Experimento

Adaptación con Información

En este anexo se presentan los resultados obtenidos en las 4860 simulaciones realizadas (9 casos, 18 escenarios por caso y 30 simulaciones por escenario). Estos resultados se agruparon en 18 gráficas, una para cada indicador (*Reward* del agente adaptativo e indicador O_{pc}) y para cada caso. En cada gráfica se presentan 18 diagramas de caja construidos con las 30 simulaciones corridas para cada escenario.

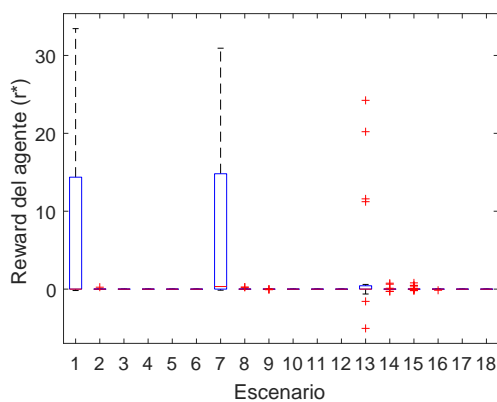
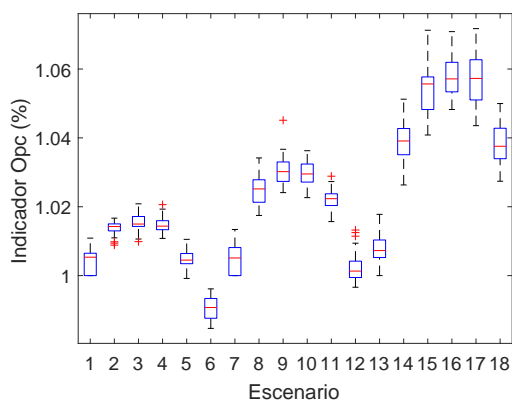
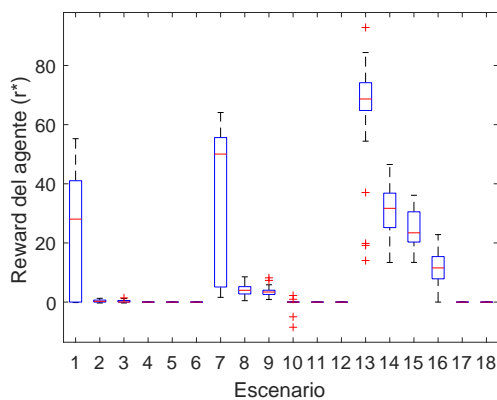
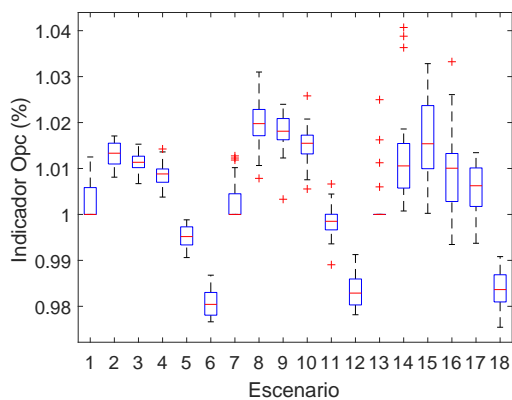
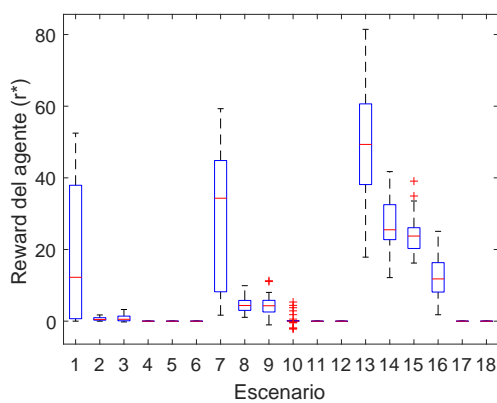
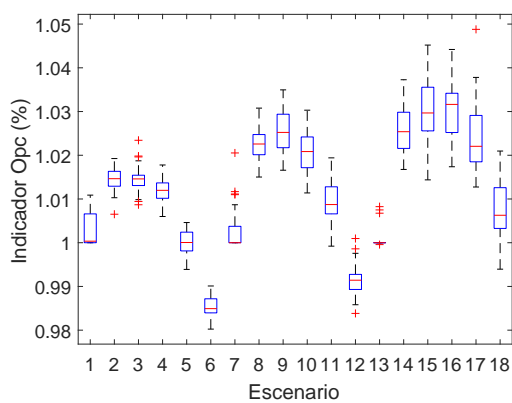
Las gráficas enumeran los escenarios de 1 al 18 de acuerdo con la tabla **A-1**.

Tabla A-1.: Escenarios del experimento sobre el efecto de la información en la adaptación de la oferta

| Valor de $\frac{M}{Q}$ | $\sigma_{\hat{M}} = 5$ | $\sigma_{\hat{M}} = 10$ | $\sigma_{\hat{M}} = 20$ |
|------------------------|------------------------|-------------------------|-------------------------|
| -60 | 1 | 7 | 13 |
| -80 | 2 | 8 | 14 |
| -90 | 3 | 9 | 15 |
| -100 | 4 | 10 | 16 |
| -110 | 5 | 11 | 17 |
| -120 | 6 | 12 | 18 |

El objetivo de estas gráficas es presentar a grandes rasgos la distribución estadística de los resultados para evidenciar su coherencia con lo presentado en la sección 2.4.

En las figuras **A-1**, **A-2** y **A-3**, se observa que en la mayoría de los diagramas de caja se tiene rangos intercuartílicos cortos lo que indica baja dispersión de los resultados. Sólo en las gráficas sobre el *Reward* del agente adaptativo en los escenarios 1, 7 y 13 presentan dispersiones considerablemente mayores, especialmente para los casos sin información (Figura **A-1**). Esto se debe a que en estos escenarios el retiro de los agentes no adaptativos se dan únicamente al final de la subasta teniendo en cuenta que el valor medio del mercado esta por debajo del precio mínimo de la subasta. Esto dificulta el aprendizaje del agente adaptativo lo que incrementa la variabilidad de los resultados.

(a) Demanda baja: r^* (b) Demanda baja: O_{pc} (c) Demanda alta: r^* (d) Demanda alta: O_{pc} (e) Incertidumbre en la demanda: r^* (f) Incertidumbre en la demanda: O_{pc} **Figura A-1.:** Histograma de indicadores de casos sin información

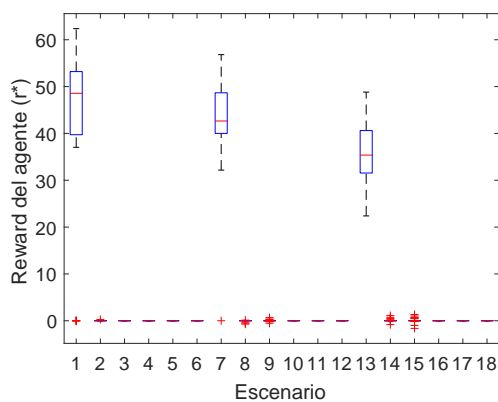
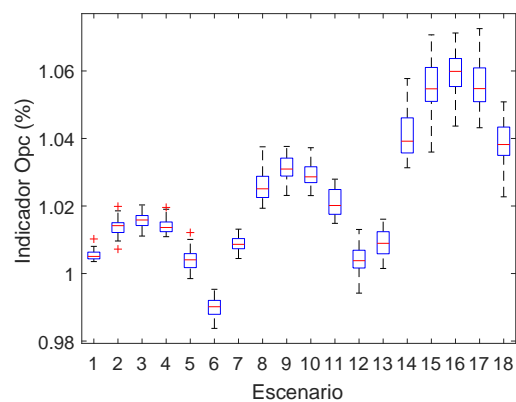
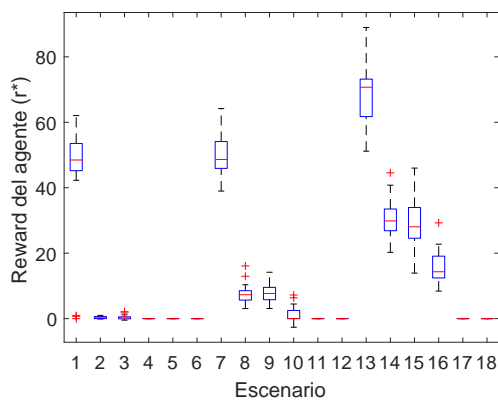
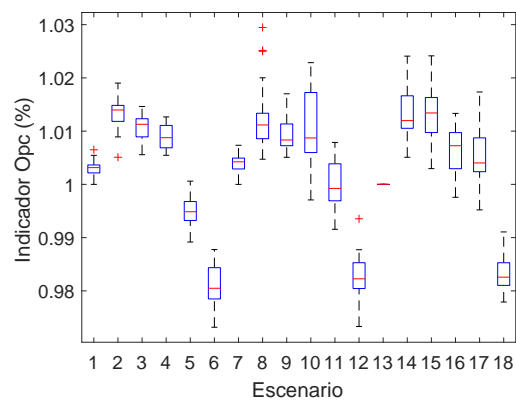
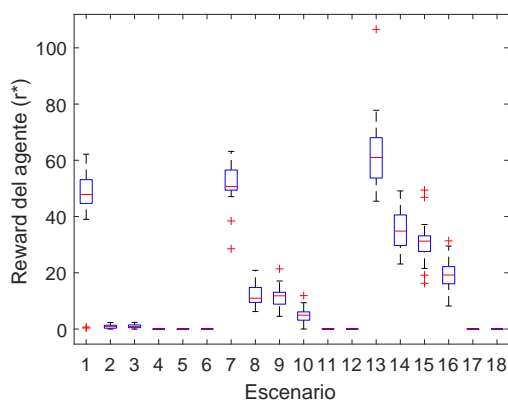
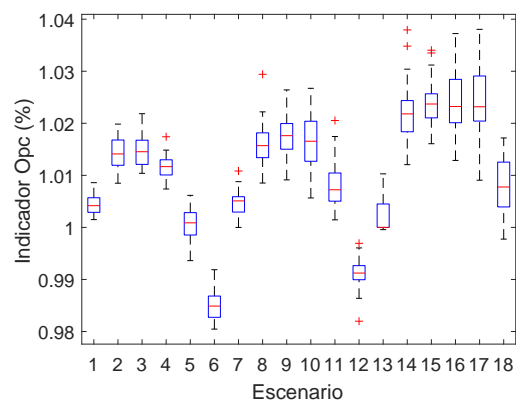
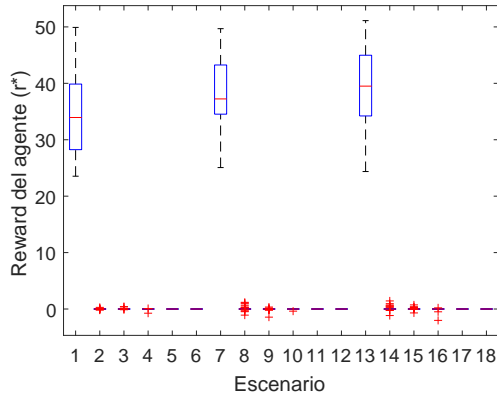
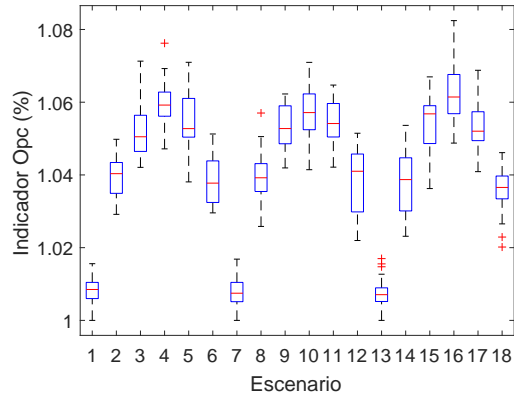
(a) Demanda baja: r^* (b) Demanda baja: O_{pc} (c) Demanda alta: r^* (d) Demanda alta: O_{pc} (e) Incertidumbre en la demanda: r^* (f) Incertidumbre en la demanda: O_{pc}

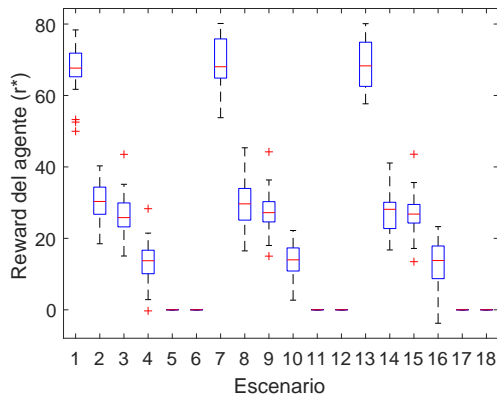
Figura A-2.: Histograma de indicadores de casos con información sobre precios de retiro



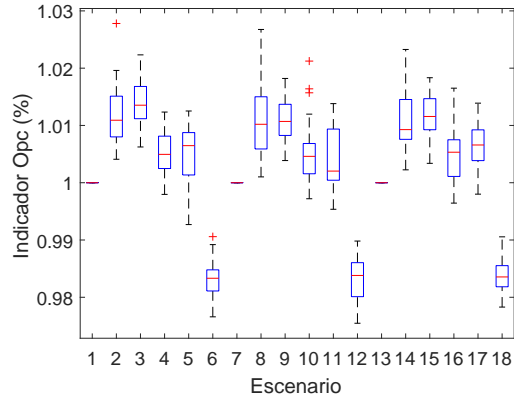
(a) Demanda baja: r^*



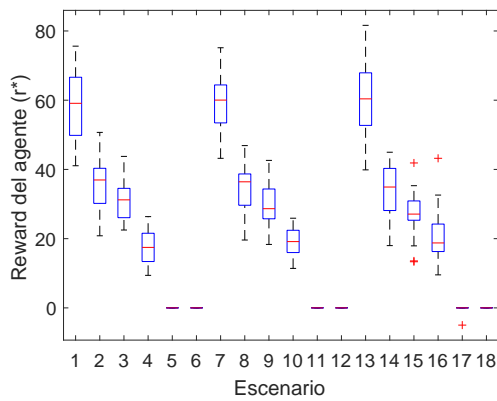
(b) Demanda baja: O_{pc}



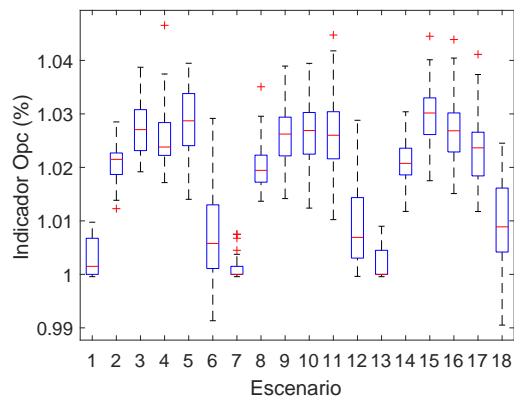
(c) Demanda alta: r^*



(d) Demanda alta: O_{pc}



(e) Incertidumbre en la demanda: r^*



(f) Incertidumbre en la demanda: O_{pc}

Figura A-3.: Histograma de indicadores de casos con información sobre cantidad retirada

B. Datos del Experimento sobre el Efecto del Producto en la Adaptación de la Oferta

Tabla B-1.: Centrales de energía de cada escenario

| Central de generación | Capacidad [MW] | Número de centrales | |
|-----------------------|----------------|---------------------|-----------|
| | | 60C40G | 70H15C15G |
| Hidro1 | 250 | 0 | 2 |
| Hidro2 | 200 | 0 | 1 |
| Coal1 | 150 | 4 | 0 |
| Coal2 | 100 | 0 | 1 |
| Coal3 | 50 | 0 | 1 |
| Gas1 | 150 | 2 | 0 |
| Gas2 | 100 | 1 | 1 |
| Gas3 | 50 | 0 | 1 |
| GasNew | 200 | - | - |

En el mercado de energía simulado para el capítulo 3, todos los generadores tiene exactamente las mismas plantas en cada escenario, tal como se presenta en la tabla **B-1**. Por ejemplo, en los escenarios 60C40G, cada generador tiene 4 centrales a carbón y 3 centrales a gas para un total de 1000 MW de capacidad instalada. Cada planta tiene el mismo costo marginal: $60USD/MWh$ para gas y $21USD/MWh$ para carbón.

Todas las nuevas centrales (GasNew) tiene las mismas características: Costos de inversión ($145 USD/kW$), costo de capital (12%) y vida útil (20 años), pero se diferencian en un cargo fijo que se le asigna a algunas centrales para crear diferencias en la oferta sincera de los generadores, las cuales se presentan en la tabla **B-2**. De esta manera, la diferencia entre la oferta sincera de la planta más y la menos costosa fue de $0,0239 USD/MWh$.

La demanda del mercado de energía fue determinada en cada escenario con base en una potencia pico y un perfil de carga. La potencia pico fue presentada en la tabla **3-3** como un porcentaje de la capacidad total instalada. por ejemplo la demanda pico en el escenario 1 fue de 1500 MW. El perfil de carga de cada factor es presentado en la tabla **B-3**.

Tabla B-2.: Cargo fijo impuesto a generadores para crear diferencias en oferta sincera

| Generador | Cargo fijo [USD/MW-h] |
|-----------|--------------------------|
| 1 | 0 |
| 2 | 0,0065 |
| 3 | 0,0109 |
| 4 | 0,0152 |
| 5 | 0,195 |
| 6 | 0,0239 |

Tabla B-3.: Duración de carga

| Duración de carga | Factor de carga | |
|----------------------|-----------------|-------|
| | 0,7 | 0,9 |
| 100 % | 39 % | 80 % |
| 90 % | 46 % | 82 % |
| 80 % | 51 % | 84 % |
| 70 % | 59 % | 86 % |
| 60 % | 64 % | 88 % |
| 50 % | 75 % | 92 % |
| 40 % | 84 % | 95 % |
| 30 % | 89 % | 96 % |
| 20 % | 93 % | 98 % |
| 10 % | 100 % | 100 % |

Se incluyó un precio techo de 125 *USD/MWh* en el mercado de energía y el precio *strike* del producto *call option* fue igual en todos los escenarios a 50 *USD/MWh*.

C. Datos sobre el Experimento de Aplicación al Mercado de Confiabilidad

A continuación se mencionan las principales variables incluidas en las simulaciones del capítulo 4:

- Demanda el mercado de energía para escenarios de calibración 198 GWh día
- Demanda el mercado de energía para simulación de escenarios 221 GWh día
- Perfil de demanda del mercado de energía igual al presentado en la figura **3-1**
- Los agentes modelados en el SPCM se presentan en las tablas **C-1** y **C-2**
- Los agentes incluidos como parte de la demanda residual son presentados en la table **C-3**
- En la figura **C-1** se presenta el promedio de las series históricas de la disponibilidad real usada para modelar las centrales con fuentes de energía variables
- Precio de escasez 650 \$/kWh
- Para calcular los costos de inversión de las nuevas centrales se tomó como base la información de la tabla **C-4**, tomada de [UPME,2018].
- Para calcular la oferta sincera se utilizó una tasa de descuento de 8% anual.

Tabla C-1.: Datos de las plantas usadas en la simulación

| Agente | Central | CMg (\$/kWh) | CEN (MW) | Tipo | Estado | Recurso Primario |
|----------|-----------|-----------------|----------|-----------|-----------|---------------------|
| Agente1 | F-Hidro1 | 60 | 55 | Hidro | Nueva | Fuente5 |
| Agente2 | F-Wind1 | 60 | 99 | Eólica | Nueva | Fuente8 |
| | F-Solar1 | 60 | 170 | Solar | Nueva | Fuente14 |
| | F-Wind2 | 60 | 198 | Eólica | Nueva | Fuente14 |
| | F-Wind3 | 60 | 195 | Eólica | Nueva | Fuente14 |
| Agente3 | E-Hidro1 | 60 | 540 | Hidro | Existente | Fuente2 |
| | E-Oil1 | 930 | 61 | Líquidos | Existente | NA |
| | E-Oil2 | 908 | 62 | Líquidos | Existente | NA |
| | E-Oil3 | 918 | 66 | Líquidos | Existente | NA |
| | F-Solar2 | 60 | 67 | Solar | Nueva | Fuente14 |
| | E-Hidro2 | 60 | 1250 | Hidro | Existente | Fuente7 |
| | E-Hidro3 | 60 | 600 | Hidro | Existente | Fuente13 |
| | E-Hidro4 | 60 | 396 | Hidro | Existente | Fuente19 |
| | E-Coal1 | 191 | 35 | Carbón | Existente | NA |
| | E-Coal2 | 201 | 63 | Carbón | Existente | NA |
| | E-Coal3 | 208 | 64 | Carbón | Existente | NA |
| E-Coal4 | 196 | 63 | Carbón | Existente | NA | |
| Agente4 | F-Wind4 | 60 | 280 | Eólica | Nueva | Fuente8 |
| Agente5 | E-Hidro5 | 60 | 560 | Hidro | Existente | Fuente5 |
| | E-Hidro6 | 60 | 512 | Hidro | Existente | Fuente6 |
| | E-Hidro7 | 60 | 306 | Hidro | Existente | Fuente10 |
| | E-Hidro8 | 60 | 207 | Hidro | Existente | Fuente15 |
| | E-Hidro9 | 60 | 405 | Hidro | Existente | Fuente16 |
| | E-Hidro10 | 60 | 700 | Hidro | Existente | Fuente17 |
| | E-Oil4 | 916 | 44 | Líquidos | Existente | NA |
| | E-Oil5 | 668 | 353 | Líquidos | Existente | NA |
| F-Hidro2 | 60 | 1200 | Hidro | Nueva | Fuente17 | |
| Agente6 | F-Wind5 | 60 | 176 | Eólica | Nueva | Fuente8 |
| Agente7 | F-Coal1 | 194 | 150 | Carbón | Nueva | NA |

Tabla C-2.: Datos de las plantas usadas en la simulación

| Agente | Central | CMg (\$/kWh) | CEN (MW) | Tipo | Estado | Recurso Primario |
|----------|-----------|-----------------|----------|----------|-----------|---------------------|
| Agente8 | F-Oil1 | 0 | 19 | Líquidos | Nueva | NA |
| | F-Oil2 | 0 | 19 | Líquidos | Nueva | NA |
| Agente9 | F-Hidro3 | 60 | 117 | Hidro | Nueva | Fuente12 |
| Agente10 | F-Gas1 | 500 | 200 | Gas | Nueva | NA |
| Agente11 | F-Gas2 | 400 | 148 | Gas | Nueva | NA |
| | F-Gas3 | 400 | 80 | Gas | Nueva | NA |
| Agente12 | F-Gas4 | 500 | 150 | Gas | Nueva | NA |
| | F-Gas5 | 500 | 42 | Gas | Nueva | NA |
| Agente13 | E-Gas1 | 708 | 157 | Gas | Existente | NA |
| | F-Gas6 | 705 | 241 | Gas | Nueva | NA |
| Agente14 | E-Gas2 | 412 | 197 | Gas | Existente | NA |
| | F-Gas7 | 412 | 40 | Gas | Nueva | NA |
| Agente15 | E-Gas3 | 0 | 30 | Gas | Existente | NA |
| | F-Gas8 | 60 | 50 | Gas | Nueva | NA |
| | F-Gas9 | 60 | 50 | Gas | Nueva | NA |
| | F-Gas10 | 60 | 50 | Gas | Nueva | NA |
| Agente16 | F-Wind6 | 60 | 212 | Eólica | Nueva | Fuente8 |
| Agente17 | E-Hidro11 | 60 | 396 | Hidro | Existente | Fuente12 |
| | E-Hidro12 | 60 | 170 | Hidro | Existente | Fuente9 |
| | E-Hidro13 | 60 | 1240 | Hidro | Existente | Fuente20 |
| | E-Hidro14 | 60 | 819 | Hidro | Existente | Fuente22 |
| | E-Gas4 | 570 | 264 | Gas | Existente | NA |
| Agente18 | E-Hidro15 | 60 | 429 | Hidro | Existente | Fuente1 |
| | E-Hidro16 | 60 | 132 | Hidro | Existente | Fuente3 |
| | E-Gas5 | 480 | 167 | Gas | Existente | NA |
| | E-Hidro17 | 60 | 46 | Hidro | Existente | Fuente18 |
| | E-Hidro18 | 60 | 285 | Hidro | Existente | Fuente21 |
| | E-Gas6 | 415 | 160 | Gas | Existente | NA |
| | E-Gas7 | 352 | 450 | Gas | Existente | NA |

Tabla C-3.: Datos de las plantas que se incluyeron en la demanda residual

| Central | CMg (\$/kWh) | CEN (MW) | Tipo | Estado | Recurso Primario |
|-----------|-----------------|----------|----------|-----------|---------------------|
| E-Hidro19 | 60 | 338 | Hidro | Existente | Fuente11 |
| E-Hidro20 | 60 | 1000 | Hidro | Existente | Fuente23 |
| E-Coal5 | 157 | 160 | Carbón | Existente | Fuente4 |
| E-Coal6 | 172 | 163 | Carbón | Existente | NA |
| E-Coal7 | 174 | 170 | Carbón | Existente | NA |
| E-Coal8 | 190 | 164 | Carbón | Existente | NA |
| E-Coal9 | 199 | 273 | Carbón | Existente | NA |
| E-Coal10 | 210 | 72 | Carbón | Existente | NA |
| E-Coal11 | 222 | 70 | Carbón | Existente | NA |
| E-Coal12 | 222 | 36 | Carbón | Existente | NA |
| E-Gas8 | 256 | 143 | Gas | Existente | NA |
| E-Gas9 | 274 | 143 | Gas | Existente | NA |
| E-Gas10 | 312 | 88 | Gas | Existente | NA |
| E-Gas11 | 370 | 45 | Gas | Existente | NA |
| E-Gas12 | 371 | 45 | Gas | Existente | NA |
| E-Gas13 | 424 | 791 | Gas | Existente | NA |
| E-Oil6 | 622 | 64 | Líquidos | Existente | NA |
| E-Oil7 | 623 | 63 | Líquidos | Existente | NA |
| E-Oil8 | 740 | 213 | Líquidos | Existente | NA |

Tabla C-4.: Costos de inversión en plantas de generación según la tecnología. Fuente [UPME,2018]

| Tecnologías | Inversión (USD/kW) | Vida útil (años) |
|----------------|--------------------|------------------|
| Hidroeléctrica | 2102 | 50 |
| Carbón | 1870 | 35 |
| Gas | 1151 | 35 |
| Solar | 1107 | 25 |
| Eólico | 1663 | 25 |
| Líquidos | 1306 | 35 |

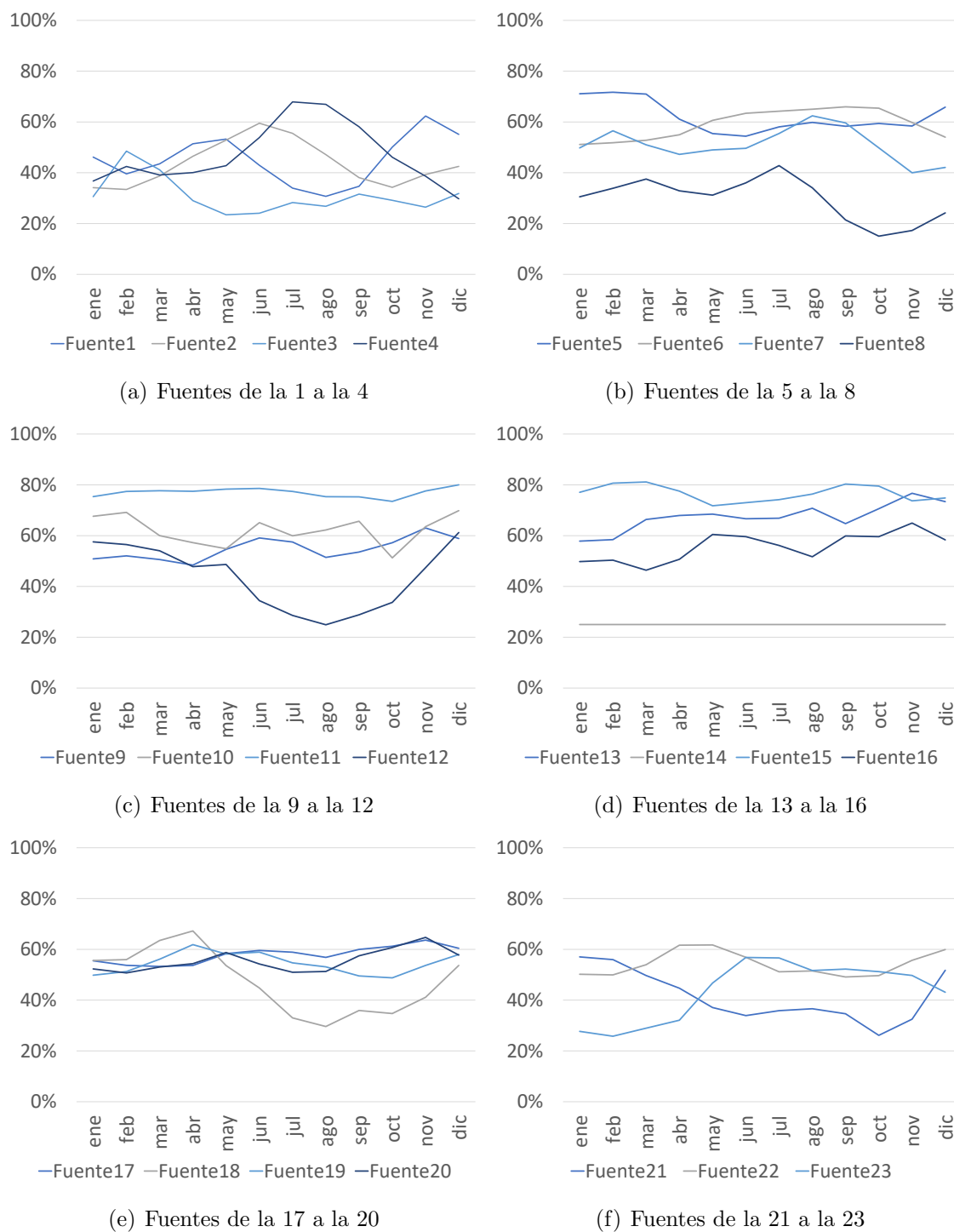


Figura C-1.: Promedio de las series usadas para las disponibilidades de plantas con generación variable

Bibliografía

- [UPME,2018] Unidad de planeamiento Minero Energético, Ministerio de Minas y Energía de la República de Colombia (2018). Plan de Expansión de Referencia Generación - Transmisión Bogotá.
- [Aliabadi et al., 2017] Aliabadi, D. E., Kaya, M., and Şahin, G. (2017). An agent-based simulation of power generation company behavior in electricity markets under different market-clearing mechanisms. *Energy Policy*, 100(November 2016):191–205.
- [Andrews et al., 2010] Andrews, P. S., Polack, F. A. C., and Sampson, A. T. (2010). The CoSMoS Process, Version 0.1: A Process for the Modelling and Simulation of Complex Systems. Technical Report March, Department of Computer Science, University of York, York.
- [Ausubel and Cramton, 2006] Ausubel, L. M. and Cramton, P. (2006). Dynamic Auctions in Procurement. In Nicola, D., Piga, G., and Spagnolo, G., editors, *Handbook of procurement*, number February, pages 1–21. Cambridge University Press, Cambridge.
- [Ausubel and Cramton, 2010] Ausubel, L. M. and Cramton, P. (2010). Virtual power plant auctions. *Utilities Policy*, 18(4):201–208.
- [Ausubel and Cramton, 2011] Ausubel, L. M. and Cramton, P. (2011). Comparison of Auction Formats for Auctioning Wind Rights. Technical Report September, BOEMRE, Washington D.C.
- [Azadeh et al., 2010] Azadeh, A., Skandari, M. R., and Maleki-Shoja, B. (2010). An integrated ant colony optimization approach to compare strategies of clearing market in electricity markets: Agent-based simulation. *Energy Policy*, 38(10):6307–6319.
- [Azevedo and Correia, 2006] Azevedo, E. M. and Correia, P. B. (2006). Bidding strategies in Brazilian electricity auctions. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 28(5):309–314.
- [Barroso et al., 2010a] Barroso, L. A., Rudnick, H., Sensfuss, F., and Pedro, L. (2010a). The Green Effect. *IEEE Power and Energy Magazine*, (october):22–35.

- [Barroso et al., 2010b] Barroso, L. A., Street, A., Granville, S., and Pereira, M. V. (2010b). Offering Strategies and Simulation of Multi Item Dynamic Auctions of Energy Contracts. *IEEE Transactions on Power Systems*, 26(4):1917–1928.
- [Batlle and Barquín, 2005] Batlle, C. and Barquín, J. (2005). A strategic production costing model for electricity market price analysis. *IEEE Transactions on Power Systems*, 20(1):67–74.
- [Batlle and Pérez-Arriaga, 2008] Batlle, C. and Pérez-Arriaga, I. J. (2008). Design criteria for implementing a capacity mechanism in deregulated electricity markets. *Utilities Policy*, 16(3):184–193.
- [Besser et al., 2002] Besser, J. G., Farr, J. G., and Tierney, S. F. (2002). Long-Term Generation Adequacy : Why an ICAP Mechanism is Needed as Part of Standard Market Design. *The Electricity Journal*, 15(7):53–62.
- [Bezerra et al., 2011] Bezerra, B., Barroso, L. A., and Pereira, M. V. (2011). Bidding Strategies With Fuel Supply Uncertainty in Auctions of Long-Term Energy Call Options. *IEEE Transactions on Power Systems*, 26(2):653–660.
- [Bhagwat et al., 2016] Bhagwat, P. C., de Vries, L. J., and Hobbs, B. F. (2016). Expert survey on capacity markets in the US: Lessons for the EU. *Utilities Policy*, 38:11–17.
- [Bhagwat et al., 2017] Bhagwat, P. C., Marcheselli, A., Richstein, J. C., Chappin, E. J., and De Vries, L. J. (2017). An analysis of a forward capacity market with long-term contracts. *Energy Policy*, 111(October):255–267.
- [Briggs and Kleit, 2013] Briggs, R. J. and Kleit, A. (2013). Resource adequacy reliability and the impacts of capacity subsidies in competitive electricity markets. *Energy Economics*, 40:297–305.
- [CIGRE Working Group C5-17, 2016] CIGRE Working Group C5-17 (2016). *CAPACITY MECHANISMS : NEEDS , SOLUTIONS AND STATE OF AFFAIRS*. Number February.
- [Cramton, 1998] Cramton, P. (1998). Ascending auctions. *European Economic Review*, 42(3-5):745–756.
- [Cramton and Stoft, 2005] Cramton, P. and Stoft, S. (2005). A Capacity Market that Makes Sense. *The Electricity Journal*, 18(September):43–54.
- [Cramton and Stoft, 2007] Cramton, P. and Stoft, S. (2007). Columbia Firm Energy Market. In *System Sciences, 2007. HICSS 2007. 40th Annual Hawaii International Conference on*, page 124.

- [De Castro et al., 2008] De Castro, L. I., Negrete-Pincetic, M., and Gross, G. (2008). Product Definition for Future Electricity Supply Auctions: The 2006 Illinois Experience. *The Electricity Journal*, 21(7):50–62.
- [de Maere d’Aertrycke et al., 2017] de Maere d’Aertrycke, G., Ehrenmann, A., and Smeers, Y. (2017). Investment with incomplete markets for risk: The need for long-term contracts. *Energy Policy*, 105(January):571–583.
- [De Vries, 2007] De Vries, L. J. (2007). Generation adequacy: Helping the market do its job. *Utilities Policy*, 15(1):20–35.
- [Eppstein et al., 2011] Eppstein, M. J., Grover, D. K., Marshall, J. S., and Rizzo, D. M. (2011). An agent-based model to study market penetration of plug-in hybrid electric vehicles. *Energy Policy*, 39(6):3789–3802.
- [Farshad, 2015] Farshad, M. (2015). Multiagent-based simulation of simultaneous electricity market auctions in restructured environment. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 23:2240–2252.
- [Finon and Pignon, 2008] Finon, D. and Pignon, V. (2008). Electricity and long-term capacity adequacy: The quest for regulatory mechanism compatible with electricity market. *Utilities Policy*, 16(3):143–158.
- [Franco et al., 2015] Franco, C. J., Castaneda, M., and Dyrer, I. (2015). Simulating the new British Electricity-Market Reform. *European Journal of Operational Research*, In press:1–13.
- [Gallego V. and Duarte, 2011] Gallego V., L. E. and Duarte, O. (2011). MODELING OF BIDDING PRICES IN POWER MARKETS USING CLUSTERING AND FUZZY ASSOCIATION RULES. *Dyna*, 78(166):108–117.
- [García-gonzález et al., 2009] García-gonzález, J., Gómez, T., Román, S., Rivier, J., and Ostos, P. (2009). Optimal strategies for selling wind power in mid-term energy auctions. In *2009 IEEE Power and Energy Society General Meeting*, pages 1–7, Calgary, AB. IEEE.
- [Harbord and Pagnozzi, 2008] Harbord, D. and Pagnozzi, M. (2008). Review of Colombian Auctions for Firm Energy. Technical report, Comisión de Regulación de Energía y Gas, Bogotá.
- [Hobbs et al., 2005] Hobbs, B., Inon, J., Hu, M.-C., and Stoft, S. (2005). Capacity markets: review and a dynamic assessment of demand-curve approaches. In *IEEE Power Engineering Society General Meeting*, pages 1–9.
- [Jiménez et al., 2014] Jiménez, M., Cadavid, L., and Franco, C. J. (2014). Scenarios of photovoltaic grid parity in colombia. *DYNA*, 81:237 – 245.

- [Kowalska-Pyzalska et al., 2014] Kowalska-Pyzalska, A., Maciejowska, K., Suszczyński, K., Sznajd-Weron, K., and Weron, R. (2014). Turning green: Agent-based modeling of the adoption of dynamic electricity tariffs. *Energy Policy*, 72(0):164–174.
- [Krishna, 2009] Krishna, V. (2009). *Auction Theory*. Elsevier Science.
- [Lacasse and Wininger, 2007] Lacasse, C. and Wininger, T. (2007). Maryland versus New Jersey : Is There a Best Competitive Bid Process? *The Electricity Journal*, 20(3):46–59.
- [Li et al., 2011] Li, G., Shi, J., and Qu, X. (2011). Modeling methods for GenCo bidding strategy optimization in the liberalized electricity spot market—A state-of-the-art review. *Energy*, 36(8):4686–4700.
- [Loxley and Salant, 2004] Loxley, C. and Salant, D. (2004). Default Service Auctions. *Journal of Regulatory Economics*, 26(2):201–229.
- [Mahvi and Ardehali, 2011] Mahvi, M. and Ardehali, M. M. (2011). Optimal bidding strategy in a competitive electricity market based on agent-based approach and numerical sensitivity analysis. *Energy*, 36(11):6367–6374.
- [Mastropietro et al., 2014] Mastropietro, P., Batlle, C., Barroso, L. A., and Rodilla, P. (2014). Electricity auctions in South America: Towards convergence of system adequacy and RES-E support. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 40:375–385.
- [Mastropietro et al., 2016] Mastropietro, P., Herrero, I., Rodilla, P., and Batlle, C. (2016). A model-based analysis on the impact of explicit penalty schemes in capacity mechanisms. *Applied Energy*, 168:406–417.
- [Maurer and Barroso, 2011] Maurer, L. and Barroso, L. A. (2011). *Electricity Auctions: An Overview of Efficient Practices*. World Bank, Washington D.C.
- [Mohtavipour et al., 2012] Mohtavipour, S. S., Haghifam, M. R., and Sheikh-El-Eslami, M. K. (2012). Emergence of capacity withholding: an agent-based simulation of a double price cap electricity market.
- [Moreno et al., 2010] Moreno, R., Barroso, L. A., Rudnick, H., Mocarquer, S., and Bezerra, B. (2010). Auction approaches of long-term contracts to ensure generation investment in electricity markets: Lessons from the Brazilian and Chilean experiences. *Energy Policy*, 38(10):5758–5769.
- [Negrete-Pincetic et al., 2015] Negrete-Pincetic, M., De Castro, L., and Pulgar-Painemal, H. A. (2015). Electricity supply auctions: Understanding the consequences of the product definition. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 64:285–292.

- [Olsina et al., 2014] Olsina, F., Pringles, R., Larisson, C., and Garcés, F. (2014). Reliability payments to generation capacity in electricity markets. *Energy Policy*, 73:211–224.
- [Oren, 2005] Oren, S. S. (2005). Generation Adequacy via Call Options Obligations: Safe Passage to the Promised Land. *The Electricity Journal*, 18(9):28–42.
- [Polack, 2015] Polack, F. (2015). Filling gaps in simulation of complex systems: the background and motivation for CoSMoS. *Natural Computing*, 14(1):49–62.
- [Rahimiyan and Rajabi Mashhadi, 2010] Rahimiyan, M. and Rajabi Mashhadi, H. (2010). Evaluating the efficiency of divestiture policy in promoting competitiveness using an analytical method and agent-based computational economics. *Energy Policy*, 38(3):1588–1595.
- [Ringler et al., 2014] Ringler, P., Bublitz, A., Genoese, M., and Fichtner, W. (2014). A Model-Based Analysis of Generation Adequacy in Interconnected Electricity Markets. In *International Conference on the European Energy Market , EEM*, pages 1–5.
- [Robinson, 2004] Robinson, S. (2004). The Price of Anarchy.
- [Rodilla et al., 2011] Rodilla, P., Batlle, C., Salazar, J., and Sánchez, J. J. (2011). Modeling generation expansion in the context of a security of supply mechanism based on long-term auctions. Application to the Colombian case. *Energy Policy*, 39(1):176–186.
- [Sanchez et al., 2009] Sanchez, J. J., Bunn, D. W., Centeno, E., and Barquin, J. (2009). Dynamics in Forward and Spot Electricity Markets.
- [Soledad Arellano and Serra, 2010] Soledad Arellano, M. and Serra, P. (2010). Long-term contract auctions and market power in regulated power industries. *Energy Policy*, 38(4):1759–1763.
- [Stoft and Wiley, 2002] Stoft, S. and Wiley, J. (2002). *Power System Economics : Designing Markets for Electricity*. Wiley-IEEE Press, 1 edition.
- [Street et al., 2009] Street, A., Barroso, L. A., Flach, B., Pereira, M. V., and Granville, S. (2009). Risk Constrained Portfolio Selection of Renewable Sources in Hydrothermal Electricity Markets. *IEEE Transactions on Power Systems*, 24(3):1136–1144.
- [Sutton and Barto, 2012] Sutton, R. S. and Barto, A. G. (2012). *Reinforcement learning*, volume 3.
- [Tabors, 2013] Tabors, R. D. (2013). North American resource adequacy: de ja Vu, all over again. In *Proceedings of the Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, pages 2130–2139.

- [Thimmapuram and Kim, 2013] Thimmapuram, P. R. and Kim, J. (2013). Consumers' Price Elasticity of Demand Modeling With Economic Effects on Electricity Markets Using an Agent-Based Model.
- [Torres-V and Gallego-Vega, 2015] Torres-V, H. C. and Gallego-Vega, L. E. (2015). Modeling Dynamic Procurement Auctions of Standardized Supply Contracts in Electricity Markets including Bidders Adaptation. *Dyna*, 82(192):168–176.
- [Vázquez et al., 2002] Vázquez, C., Rivier, M., and Pérez-Arriaga, I. J. (2002). A market approach to long-term security of supply. *IEEE Transactions on Power Systems*, 17(2):349–357.
- [Veit et al., 2009] Veit, D. J., Weidlich, A., and Krafft, J. A. (2009). An agent-based analysis of the German electricity market with transmission capacity constraints. *Energy Policy*, 37(10):4132–4144.
- [Webb, 2007] Webb, J. (2007). *Game Theory: Decisions, Interaction and Evolution*. Springer Undergraduate Mathematics Series. Springer.
- [Weidlich and Veit, 2008] Weidlich, A. and Veit, D. (2008). A critical survey of agent-based wholesale electricity market models. *Energy Economics*, 30(4):1728–1759.
- [Weron, 2014] Weron, R. (2014). Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future. *International Journal of Forecasting*, 30(4):1030–1081.
- [Young et al., 2014] Young, D., Poletti, S., and Browne, O. (2014). Can agent-based models forecast spot prices in electricity markets? Evidence from the New Zealand electricity market. *Energy Economics*, 45(0):419–434.
- [Yousefi et al., 2011] Yousefi, S., Moghaddam, M. P., and Majd, V. J. (2011). Optimal real time pricing in an agent-based retail market using a comprehensive demand response model. *Energy*, 36(9):5716–5727.