

Universidad Técnica Federico Santa María

Departamento de Industrias

2do. Semestre 2023 / Programa Diurno / Campus Vitacura

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

DESARROLLO DE UN MODELO OPERACIONAL DE PROGRAMACIÓN LINEAL PARA UN PARQUE EÓLICO CON BANCO DE BATERÍAS

Autor

Carlos Javier BELMAR CLAROS

Profesor Guía

Ph.D. Rodrigo MENA

Profesor Correferente

Ph.D. Pablo VIVEROS

SANTIAGO, SEPTIEMBRE 2023

Tabla de Contenidos

1. PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN	9
2. OBJETIVOS	11
2.1. Objetivo general	11
2.2. Objetivos específicos	11
3. MARCO TEÓRICO	12
3.1. Modelar la velocidad del viento	12
3.2. Aerogeneradores	14
3.2.1. Funcionamiento y partes	15
3.2.2. Potencia generada	16
3.3. Demanda de energía	17
3.4. Incumplimiento de demanda	19
3.5. Vertimiento o curtailment de energía eólica	20
3.6. Sistemas de baterías (BESS)	20
3.6.1. Campos de baterías	24
3.7. Mercado energético	25
3.8. Programación matemática	27

3.9. Resolución de modelos enteros	28
3.10. Resolución de modelos lineales	28
3.11. Uso de Pyomo y Gurobi	29
4. MODELOS OPERACIONALES DE PARQUES EÓLICOS Y SISTEMAS BESS EN LA LITERATURA	30
4.1. Primer modelo, bases para un modelo eólico con baterías	30
4.2. Segundo modelo, lógica de funcionamiento deseado	31
4.3. Tercer modelo, uso de data empírica para ejecutar el modelo	32
4.4. Cuarto modelo, diseño con foco en la operación de la batería	33
4.5. Quinto modelo, la degradación de las baterías	33
5. MODELO PLANTEADO	35
5.1. Conjuntos	36
5.2. Parámetros	36
5.3. Variables	38
5.4. Función objetivo	39
5.5. Restricciones	40
5.6. Algoritmo evaluación de largo plazo	44
6. CASO DE ESTUDIO	47

6.1. Demanda de energía	47
6.2. Precio de venta de la energía	48
6.3. Velocidad del viento	49
6.4. Potencia disponible	50
6.5. Parámetros utilizados	51
6.6. Layout por variable	53
7. INDICADORES DE COMPARACIÓN	54
7.1. Eficiencia de entrega	54
7.2. Nivel de vertimiento	54
7.3. Razón de insatisfacción	54
7.4. Disminución porcentual de la vida útil	55
8. RESULTADOS	56
8.1. Comportamiento del viento y potencia generada	56
8.2. Tiempos de ejecución del modelo	58
8.3. Resultados generales del modelo	60
8.4. Comparación de caso con baterías versus el caso sin baterías	66
8.5. Sensibilización parámetros	67
8.5.1. Pendiente de degradación Θ	67
8.5.2. Costo fijo MW baterías	70

8.5.3. Costo almacenamiento de energía en la batería	73
8.6. Análisis del largo plazo	74
9. CONCLUSIONES Y LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN	78
9.1. Conclusiones	78
9.2. Otras líneas de investigación	83
A. Proyección los tiempos de resolución	89
B. Tablas de resultados para un año de resolución	91
C. Resultados del modelo proyectado a 15 años	96

Índice de tablas

5.1. Pseudocódigo para obtener beneficio del modelo operacional para la vida útil de las baterías	45
6.1. Valores del caso de estudio para aerogenerador	51
6.2. Valores del caso de estudio para BESS	52
6.3. Valores del caso de estudio generales	52
6.4. Layout de las variables del modelo	53
8.1. Resultados de la función objetivo del modelo.	60
8.2. Resultados de las variables del modelo.	61
8.3. Análisis de los beneficios esperados en el caso con baterías, sin baterías e híbrido	77
A.1. Proyección con tendencia potencial del tiempo de ejecución	89
A.2. Proyección con tendencia exponencial del tiempo de ejecución	90
B.1. Tiempos de ejecución de los escenarios evaluados	91
B.2. Parámetros de ejecución de los escenarios evaluados	92
B.3. Resultados acumulados de la función objetivo para los escenarios evaluados	93
B.4. Resultados de las variables acumuladas para los escenarios evaluados . .	94
B.5. Resultados de los indicadores para los escenarios evaluados	95
C.1. Tiempos de ejecución de cada año	96

C.2. Optimización del modelo para cada año en valor presente	97
C.3. Cálculo del valor de venta de las baterías en cada año	98

Índice de figuras

3.1. Resultados de la degradación de la batería. Fuente: Xu et al., 2017 . . .	21
5.1. Modelo planteado.	36
6.1. Comportamiento de la demanda utilizada.	48
6.2. Comportamiento del precio utilizado.	48
6.3. Comportamiento de la velocidad del viento generado.	49
6.4. Potencia disponible por los aerogeneradores con la velocidad de viento en cada periodo.	50
8.1. Rangos de potencia del aerogenerador y viento disponible.	57
8.2. Potencia generada versus comportamiento de la demanda.	58
8.3. Recurso computacional utilizado y proyectado.	59
8.4. Resultados del primer nodo para una semana intermedia sin baterías. .	61
8.5. Resultados del tercer nodo para una semana intermedia sin baterías. . .	62
8.6. Resultados del primer nodo para una semana intermedia con baterías. .	63
8.7. Resultados del tercer nodo para una semana intermedia con baterías. . .	63
8.8. Degradación lineal proyectada de la batería.	64
8.9. Energía en la batería para una semana intermedia.	65
8.10. Pérdidas de energía por ineficiencias para una semana intermedia	66
8.11. Resultados de los indicadores para con baterías versus el caso sin baterías.	67

8.12. Sensibilización de la función objetivo respecto de la pendiente de degradación. Sin fijar N^B .	68
8.13. Sensibilización de los indicadores respecto de la pendiente de degradación. Fijando N^B .	69
8.14. Sensibilización de las variables respecto de la pendiente de degradación. Sin fijar N^B .	69
8.15. Sensibilización de la función objetivo respecto del costo fijo de la batería. Fijando N^B .	70
8.16. Sensibilización de la función objetivo respecto del costo fijo de la batería. Sin fijar N^B .	71
8.17. Sensibilización de las variables respecto del costo fijo de la batería. Sin fijar N^B .	72
8.18. Sensibilización de los indicadores respecto del costo fijo de la batería. Sin fijar N^B .	72
8.19. Sensibilización de los indicadores respecto del costo almacenamiento de energía. Sin fijar N^B .	73
8.20. Comportamiento de la función objetivo y sus principales ingresos y costos.	74
8.21. Comportamiento de la energía acumulada anual en las baterías y su degradación.	75
8.22. Comportamiento de las variables del modelo en cada año	76

1. PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

El aumento de proyectos e instalación de parques eólicos como fuente para generar energía, con menores niveles de contaminación que los métodos convencionales, es una tendencia que se ha acrecentado en el último tiempo (Han, Liao et al., 2022). Esto, en busca de soportar los requerimientos energéticos de la actividad humana, y en el proceso producir menos emisiones dañinas para el ambiente (Gholami et al., 2022).

La capacidad total de energía eólica mundial es poco más de 830 GW, lo que ayuda a evitar más de 1,200 millones de toneladas de CO_2 al año, el equivalente a las emisiones anuales de carbono de América del Sur (Global Wind Energy Council, 2022). Este nivel de potencia instalada se debe principalmente a la estabilización de los costos de capital y operación de las tecnologías y el aumento de su eficiencia. Según (Global Wind Energy Council, 2022), *"la industria eólica tuvo su segundo mejor año en 2021, con casi 94 GW de capacidad agregada a nivel mundial, por detrás del crecimiento récord de 2020 en solo un 1.8 %"*.

Uno de los principales problemas que tienen este tipo de tecnologías de generación es su variabilidad intrínseca que dificulta el acople con la demanda de energía (B. Zhang et al., 2022), producida, por un lado, ya que parte del tiempo en que se demanda energía no existe suficiente recurso eólico para el balance incurriendo en demanda insatisfecha (B. Zhang et al., 2022). Por otro lado, existen situaciones en las que se posee un exceso de recurso eólico, pero hay una baja demanda de energía, la cual se debe verter o cortar en tierra (Troncoso y Newborough, 2011).

China es el país que posee la mayor capacidad instalada de energías renovables, el 28,4 %

a nivel mundial en el año 2017. Con esta genera 3,057 TWh en el año 2017, de los cuales pierde por vertimiento poco menos de 500 TWh en el mismo año, y la tendencia sigue al alza en este y otros países referentes en la generación de energía renovables (H. Zhang et al., 2020). Es por esto que se debe mitigar este fenómeno y así entregar una mayor eficiencia de los sistemas de generación renovables.

Una de las soluciones a este problema es la implementación sistemas de almacenamiento o vectores energéticos, los cuales permitan capturar la energía producida en los momentos de baja demanda y alta capacidad de producción y disponer de esta en los momentos en que la demanda no pueda ser suplida con el viento disponible (B. Zhang et al., 2022). Un ejemplo de sistemas de almacenaje son las baterías o campos de baterías, conocidas por sus siglas en inglés BESS (Battery Energy Storage System). Estas tecnologías poseen distintos niveles de madurez dependiendo su composición, así como distintas propiedades que describen su funcionamiento. Por otra parte, estas tecnologías imponen desafíos. Las baterías suelen ser costosas, sus ciclos de vida son cortos respecto a la de un parque eólico y el modelamiento de su funcionamiento tiene múltiples aristas y niveles de complejidad.

Todo lo anterior converge en que exista una gran cantidad de publicaciones abordando el modelamiento de este tipo de sistemas, buscando responder preguntas relacionadas con la operación óptima de campos de baterías en un parque eólico (Gholami et al., 2022). En la presente memoria se presenta un modelo de programación lineal para un parque eólico con una capacidad instalada fija al cual se le integra un sistema BESS, todo esto basándose en elementos planteados en la literatura con tal de simular la operación de la planta, para determinar las mejoras en la eficiencia y factibilidad de este tipo de vector energético.

2. OBJETIVOS

2.1. Objetivo general

Desarrollar un modelo de optimización lineal para determinar el impacto de incluir un sistema de almacenamiento BESS en la operación de un parque eólico.

2.2. Objetivos específicos

- Analizar la literatura acerca del modelamiento de la operación de parques eólicos y baterías.
- Desarrollar un modelo de optimización lineal que permita evaluar los efectos de utilizar baterías para mitigar el vertimiento de energía eólica y el incumplimiento de la demanda.
- Diseñar indicadores que permitan cuantificar las mejoras en la eficiencia del uso de tecnologías BESS.
- Realizar un análisis del modelo y sensibilizar parámetros relevantes de las baterías como su costo fijo, costo de almacenamiento y nivel de degradación.
- Determinar la factibilidad económica en el largo plazo del uso de tecnologías BESS.

3. MARCO TEÓRICO

Para llevar a cabo el modelamiento, en primer lugar se debe contextualizar los elementos que conforman un modelo de este tipo para posteriormente discutir acerca de cómo se ha abordado el problema por otros autores con entendimiento de la materia. Por esto, y debido a que el modelo se basa en la generación de energía eólica, es natural iniciar cuestionando cómo se modela la velocidad del viento.

3.1. Modelar la velocidad del viento

La velocidad del viento es un factor imposible de prever con certeza debido a su intermitencia y su carácter estocástico (Vargas et al., 2019). Es por esto que cuando se requiere estudiar sistemas de generación eólica, usualmente se utilizan datos de viento pasados, que permita tener, al menos, certeza empírica del comportamiento del viento en cierto lugar. Este método tienen ciertas dificultades relacionadas con la obtención de la data. En primer lugar, la data debe existir y además debe cumplir con la resolución temporal requerida para el modelo a plantear. Otra problemática consiste en que al ser datos prácticos suele existir errores en su obtención como la pérdida de datos o errores de medición que ensucian la información posible de obtener. Este tipo de circunstancias se solucionan con heurísticas aceptadas, como tomar el promedio de los extremos de la data faltante, por dar un ejemplo, pero traen consigo errores que deben ser cuantificados (Diaf et al., 2008).

Con base en datos históricos se puede estimar el potencial de generación del viento a través de distribuciones de probabilidad. Uno de los modelos más utilizados en la

literatura consiste en el uso de distribución de probabilidad de WEIBULL (Gautam et al., 2022). Gracias a esta estrategia, se obtiene una función de densidad de probabilidad del viento, que permite determinar la potencia que genera un aerogenerador con una velocidad de viento promedio conocido. Algunas problemáticas de este método es que no considera efectos propios del viento, lo cuales pueden cambiar el resultado obtenido. Los fenómenos más comúnmente ignorados son la turbulencia o el efecto estela. En Gholami et al., 2022, se aborda esta situación modelando ambos efectos mediante la modificación de la función de densidad del problema. Otras funciones usualmente utilizadas son la distribución de Birnbaum–Saunders y la función de distribución Gamma (Eryilmaz y Navarro, 2022).

Otra metodología consiste en generar datos de viento según un comportamiento esperado mediante el uso de métodos de simulación. A través de estos, se generan escenarios de velocidad de viento que cumplan con un promedio de velocidad o cierta dispersión según se requiera (Gholami et al., 2022). Esto puede ser útil por la facilidad de la obtención de los datos, pero puede generar errores importantes si no se utiliza un algoritmo que permita emular las variaciones innatas del viento. Debido al aumento de la evaluación de proyectos eólicos, se vuelve vital obtener simulaciones de viento que permitan disminuir los errores estimación (Han, Mi et al., 2022). Estos algoritmos se pueden clasificar en cinco métodos principales.

Los métodos físicos (i) permiten obtener data de distintas características del viento a sin mucha resolución (Han, Mi et al., 2022). Los métodos más conocidos dentro de esta categoría son el modelo de predicción numérica del tiempo, modelo de área limitada de alta resolución y el modelo de mesoescala de quinta generación. El método de correlación

(ii) busca obtener data para un nuevo parque eólico con base en los datos de velocidad de viento existentes de parques eólicos cercanos, lo que implica tener la información del parque inicial, aumentando los costos. Para aprovechar los datos que existan y disminuir los costos, se utilizan los métodos estadísticos (iii) como el filtrado de Kalman, el modelo de promedio móvil autorregresivo y el modelo de promedio móvil integrado autorregresivo. La principal desventaja de estos modelos es que no capturan las características no lineales de la velocidad de viento (Han, Mi et al., 2022).

Con el avance de la tecnología se han diseñado algoritmos a base de inteligencia artificial (vi) para generar escenarios de velocidad de viento que consideren los aspectos no lineales del viento, como máquinas de vectores de soporte, redes neuronales artificiales, red neuronal convolucional, bosques aleatorios, long short memoria a largo plazo, memoria bidireccional a largo plazo (Han, Mi et al., 2022). Se ha demostrado que utilizar varias de estas metodologías a la vez, generando un modelo único para cada predicción, suele entregar errores de predicción mínimos, lo cual se conoce como modelo de pronóstico híbrido (v).

Utilizando uno de los procedimientos anteriores, es posible determinar la velocidad del viento en cada instante que se desee evaluar. Ahora bien, la potencia posible de obtener de este viento depende también del aerogenerador que se utilice.

3.2. Aerogeneradores

Los aerogeneradores son una tecnología de generación de energía eléctrica que aprovecha la energía cinética del viento. La capacidad de generación de un aerogenerador depende

tanto de su motor como de la altura en la que se instale. Sin desmedro de lo anterior, la correcta asignación de la ubicación y orientación también son elementos trascendentales para aprovechar al máximo su capacidad. La modalidad de instalación se clasifica dependiendo de donde se ubique. Si se instala en tierra, se clasifica como un parque Onshore, los cuales varían entre los 0.5 y 4 MW de potencia por aerogenerador colocando el rotor a poco más de 150 metros de altura. Por otra parte, están los que se instalan en el mar, llamados parques Offshore. Estos pueden llegar a potencias de 8 MW con el rotor ubicado a la misma altura. En promedio, la vida útil de un aerogenerador es cercana a 25 años Acciona, 2022.

Cabe considerar que como alternativa al modelo convencional de tres aspas, existen modelos emergentes con diferentes formas que se adaptan a otro tipo de ubicaciones como la ciudad, o que están diseñadas para aprovechar el viento a menor altura. Aun así, estas no se consideran en el análisis, puesto que trabajan a una menor escala que los parques eólicos que se busca estudiar.

3.2.1. Funcionamiento y partes

El funcionamiento de un aerogenerador es relativamente simple. El viento mueve las aspas del aerogenerador, las cuales están conectadas a un rotor en el centro. Es así como la energía cinética del viento es convertida por este en energía mecánica. Dentro de la carcasa del aerogenerador o góndola, como se conoce, se encuentra un multiplicador el cual convierte el leve movimiento del rotor en una rotación de hasta 1800 revoluciones por minuto. Con esto es posible activar el generador eléctrico que se encuentra conectado al multiplicador. Esta energía generada se envía a un transformador, usualmente colocado

en la base del aerogenerador, el cual convierte la energía directa en alterna, para que se pueda conectar a la red eléctrica. (Vargas et al., 2019)

Este proceso permite la generación de energía, pero como se plantea en la sección anterior, la potencia posible de generar dependerá la velocidad del viento y de la tecnología. Las tecnologías capaces de captar mayores velocidades de viento se ubican a alturas cercanas a los 60 metros.

3.2.2. Potencia generada

La forma más sencilla de obtener la potencia posible de generar es revisar la información entregada por el fabricante del aerogenerador. Usualmente, esta información se presenta en forma de gráfico o tablas que describen su capacidad. En general, la generación de energía P_r se puede describir como la Ecuación 1, en función de la velocidad del viento v . Para esto se consideran los parámetros del aerogenerador como la potencia a la que se comienza a generar energía v_{in} , la velocidad desde la que comienza a producir la capacidad nominal v_{in} y la velocidad a la que se detiene el aerogenerador para resguardar su integridad v_{out} .

$$Potencia(v) = \begin{cases} 0 & si \quad v < v_{in} \quad o \quad v_{out} \leq v \\ P_r \frac{v-v_{in}}{v_{in}-v_r} & si \quad v_{in} \leq v < v_r \\ P_r & si \quad v_r \leq v < v_{out} \end{cases} \quad (1)$$

Otra forma de obtener la potencia es considerar una relación cúbica entre la velocidad del viento y los parámetros de la turbina antes mencionada. Esta metodología es similar

a la presentada en la Ecuación 1, pero tiende a traer consigo menores errores en la estimación (Eryilmaz y Navarro, 2022). La expresión se presenta en la Ecuación 2.

$$Potencia(v) = \begin{cases} 0 & si \quad v < v_{in} \quad o \quad v_{out} \leq v \\ P_r \frac{v^3 - v_{in}^3}{v_{in}^3 - v_r^3} & si \quad v_{in} \leq v < v_r \\ P_r & si \quad v_r \leq v < v_{out} \end{cases} \quad (2)$$

Sí se considera la velocidad del viento como conocida o se posee una función de distribución de probabilidad de este, se puede estimar la potencia posible de generar utilizando la Ecuación 3, la cual modela la potencia considerando una velocidad de entrada como parámetro (Gautam et al., 2022).

$$Potencia(v) = \frac{\rho * A * v^3}{2} \quad (3)$$

Se puede apreciar en la literatura que las metodologías anteriores entregan resultados similares, por lo que la utilización de una u otra no guarda mayor diferencia y se puede optar por la que sea más accesible. Con estas herramientas se puede estimar la oferta de energía, la cual debe satisfacer la demanda existente.

3.3. Demanda de energía

La demanda para una planta de energía individual considera una porción de la demanda total del sistema eléctrico al que está conectado. Esta porción se define como demanda de un nodo y corresponde a la demanda a satisfacer por una subestación de generación

o transporte. La demanda de un nodo puede ser satisfecha por más de una planta a la vez, siempre que estas estén conectadas al mismo nodo.

En la literatura se pueden encontrar múltiples metodologías para estimar la demanda, las cuales se pueden agrupar en cinco categorías principales. Dentro de los modelos de econométricos (i) se utiliza frecuentemente los modelos de regresión y series temporales. Los modelos de series temporales se basan en datos pasados, esto permite evaluar un modelo como si se hubiese implementado en ese periodo. A diferencia del viento, la demanda posee un comportamiento más predecible, el cual suele mantener tendencias, y conociendo las contingencias de una población se puede estimar los picos de uso de energía. Los modelos de regresión buscan encontrar correlaciones entre la demanda pasada y estos eventos, implicando un mayor esfuerzo en el cálculo y la data requerida He et al., 2020.

Los modelos en la clasificación anterior poseen falencias al enfrentar a problemas con multivariantes y heteroscedasticidad. Por esto, se suelen usar modelos basados en la teoría de sistemas grises (ii), los cuales permiten obtener estimaciones de demanda con pocos datos a base de ecuaciones diferenciales de primer grado. Al poseer menos información, los resultados traen consigo errores de estimación mayores, pero son modelos de fácil implementación He et al., 2020. Otra metodología son los modelos ascendentes (iii), estos modelos determinan la demanda basándose en los datos de tecnoeconómicos de las tecnologías de generación y la capacidad de desarrollo que proyectan. Debido a la dificultad para determinar estos parámetros, los modelos de este estilo solo se pueden enfocar en las tecnologías claves He et al., 2020. También, estos datos deben ser específicos del lugar en que se aplica, por lo que no permite replicarlos en otros

puntos geográficos ni en tiempos diferentes con facilidad. Para mejorar la eficiencia de las metodologías anteriores se suelen usar combinadas, los llamados métodos híbridos (iv). Estas metodologías disminuyen el error de predicción, pero elevan la complejidad de la creación de escenarios He et al., 2020.

Por último, el uso de inteligencia artificial (v) para generar escenarios de demanda ha sido la revolución en los métodos actuales, ya que entregan flexibilidad al pronóstico, considerando los factores que puedan ensuciar el resultado. Algoritmos de generación como La optimización de enjambre de partículas y el algoritmo genético son dos de los principales He et al., 2020.

Una vez que se tiene la demanda y la potencia generada con el viento disponible, se pueden comparar entre sí para determinar cuando se satisface la demanda y cuando no se logra satisfacer.

3.4. Incumplimiento de demanda

La demanda no satisfecha o incumplimiento de pronóstico se considera como costo de oportunidad, ya que, si bien en la práctica esta energía es cubierta por otro agente generador, la planta generadora estudiada pierde el ingreso. En la literatura se repite el costo por energía no satisfecha como 21 dólares el MWh (B. Zhang et al., 2022), pero este varía de país en país, según su contexto energético.

El incumplimiento no es el único efecto adverso que se puede obtener al comparar ambos factores, puesto que puede ocurrir que exista más oferta que demanda de energía.

3.5. Vertimiento o curtailment de energía eólica

Las plantas eólicas solo pueden producir energía cuando existe el viento necesario para mover las aspas, pero este no es la única restricción que poseen. Como ya se ha presentado, la demanda no es estable en el tiempo, y esta no necesariamente va en línea con la variabilidad del viento (Han, Liao et al., 2022). Si no hay suficiente generación de energía, la demanda no es satisfecha, pero también puede pasar el caso contrario. Cuando la producción de energía es mayor a la demanda, esta se debe cortar o verter. Esto consiste en utilizar la conexión a tierra de los aerogeneradores para disipar la energía producida que no se utiliza. También, se suele detener los aerogeneradores cuando se prevé un nivel de curtailment elevado (Han, Liao et al., 2022).

Este proceso genera ineficiencia, ya que se pierde energía potencialmente utilizable. Es más, si se detiene el aerogenerador, también se debe incurrir en costos operacionales para detenerlo y ponerlo en marcha. Es por esto que se identifica como un problema y es usual buscar estrategias para mitigarla. Una forma de enfrentar este fenómeno es mediante el uso de técnicas para almacenar energía en los períodos que exista recurso eólico, el cual se libera cuando no exista el suficiente. El uso de sistemas BESS es la alternativa de almacenamiento más ocupada a la fecha.

3.6. Sistemas de baterías (BESS)

El uso de baterías es una forma de almacenar la energía eléctrica en energía química, esta energía es producida en un periodo inicial y es puesta a disposición en un periodo posterior (Hauer et al., 2020). Hay variados tipos de baterías que se utilizan habitualmente en los

sistemas de almacenamiento de energía, como las de iones de litio, las de flujo, las de plomo-ácido y las de iones de sodio.

Las baterías pueden almacenar y entregar energía una cantidad determinada ciclos, lo que se conoce como vida útil de la batería. Esta vida útil es determinada tanto por las características internas de la batería como por la forma en que se utiliza. La degradación de las baterías es el fenómeno en el cual la batería pierde parte de su vida útil. Esto ocurre por el desvanecimiento de los materiales que la componen, produciéndose grietas en él, tal como si se estuviera hablando de fatiga de materiales (Xu et al., 2017). La degradación de la batería se presenta generalmente expresado de forma porcentual con respecto a la energía nominal de la batería. La degradación ocurre de varias formas, la más relevante se relaciona con la profundidad de descarga. La profundidad de descarga se define como la diferencia porcentual entre un nivel de energía inicial con uno final sobre la energía nominal de la batería. Por simplicidad se puede considerar que esta diferencia de energía solo se cuente en los ciclos de descarga (Xu et al., 2017).

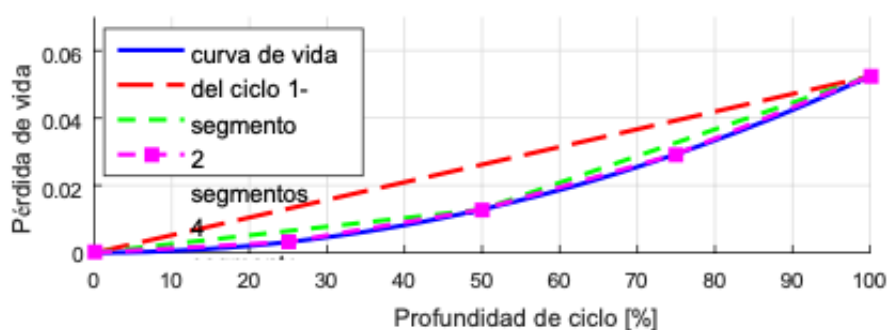


Figura 3.1: Resultados de la degradación de la batería. Fuente: Xu et al., 2017

Mediante la experimentación, en Xu et al., 2017 modelan la degradación de las baterías, considerando aumentos en su degradación por cada ciclo de descarga, dependiendo de su profundidad de descarga. Esta relación se observa en la Figura 3.1, y se determina que mientras más profundidad sea el ciclo de descarga, mayor es su degradación y por ende se acorta más su vida útil. Este efecto se puede aproximar como una recta, lo que permite simplificar el cálculo e integrarlo a un modelo de optimización lineal. Cabe destacar que esta relación es empírica y por ende, propia de cada tipo de batería. En Xu et al., 2017 se presenta el caso de una batería de Ion Litio, el cual presenta una pendiente de 0.0005 puntos de degradación por MWh entregado.

Otro fenómeno que complica el modelado de una batería consiste en la autodescarga. La autodescarga es un fenómeno en el cual una batería pierde energía con el tiempo, incluso cuando no está siendo utilizada (Hannan et al., 2021). Este proceso es inevitable y se debe a la reacción química interna de las baterías. La tasa de autodescarga varía tanto por el tipo de batería como por la temperatura ambiente, y puede ser un factor importante a considerar en la elección. En baterías de litio, por ejemplo, la pérdida de energía almacenada por autodescarga ronda el 2 % por día (Del Valle Jorge, 2019).

Por otro lado, las baterías tienen una eficiencia de carga y descarga, lo que quiere decir que no toda la carga que se les entrega es guardada ni toda la energía que se dispone es traspasada por completo, nuevamente por la característica de los materiales, pérdidas por calor y la calidad de los mecanismos de aislamiento (Hannan et al., 2021). Lo anterior lleva a pensar que la potencia de carga y descarga también es limitada, y cuyo valor es entregado por el fabricante de las baterías y se limita por las características físicas de los materiales que realizan la conexión entre la batería y el sistema (Hannan et al., 2021).

Otro elemento a considerar es la energía mínima que debe tener cada batería para mantener la seguridad en la operación y resguardar la salud de las baterías. Este límite se conoce como DoD y determina un porcentaje de descarga máximo respecto de la capacidad de almacenaje nominal indicada por el fabricante (Xu et al., 2017). Cabe destacar que la capacidad de almacenaje nominal de la batería es el máximo de energía que puede almacenar la batería cuando no posee desgaste.

Con entendimiento de lo anterior es que se pueden caracterizar algunos de los tipos de baterías más utilizados en la actualidad. Las baterías de iones de litio, por ejemplo, se utilizan bastante en los sistemas de almacenamiento de energía por su alta densidad energética, su larga vida útil y su bajo costo de mantenimiento (Ibrahim et al., 2008). Estas baterías también son conocidas por su eficiencia y su capacidad de carga rápida. Las baterías de flujo, por su parte, están diseñadas para almacenar grandes cantidades de energía durante largos periodos de tiempo. Funcionan almacenando la energía en electrolitos, específicamente en depósitos externos y haciéndola circular por la pila de celdas de la batería según sea necesario.

Las baterías con mayor antigüedad y que son comúnmente utilizadas son las de plomo-ácido. Estas son conocidas por su bajo coste, alta fiabilidad y larga vida útil. Sin embargo, tienen una menor densidad energética y requieren más mantenimiento que otros tipos de baterías. Las baterías de iones de sodio están aún en fase de desarrollo, pero su uso en sistemas de almacenamiento de energía es prometedor. Estas baterías tienen una alta densidad energética y pueden producirse a un coste inferior en comparación con las baterías de iones de litio (Ibrahim et al., 2008).

3.6.1. Campos de baterías

Debido a las dimensiones de los parques eólicos, se suele utilizar estructuras ordenadas de baterías que permiten una mayor capacidad de almacenamiento, las cuales se determinan como campos de baterías o BESS. Básicamente, un campo de baterías es un conjunto de baterías de alto nivel de almacenaje que se conectan para captar una mayor cantidad de energía. En Wäertsilä, 2020 se habla acerca de los costos y capacidad de almacenaje de un campo de baterías de litio integrado en parques eólicos de Reino Unido y California, lo cual permite tener una referencia de los costos de estas tecnologías.

Los sistemas BESS pueden instalarse en varias configuraciones, como sistemas autónomos, sistemas híbridos y sistemas de microrredes. Los sistemas autónomos están diseñados para funcionar de forma independiente y pueden utilizarse en aplicaciones no conectadas a la red eléctrica. Los sistemas híbridos están diseñados para funcionar junto con otras fuentes de energía, como un generador diésel o la red pública. Los sistemas de microrredes, por su parte, están diseñados para funcionar como parte de una red de microrredes mayor que incluye múltiples fuentes de energía y sistemas de almacenamiento, como paneles solares y turbinas eólicas (Hannan et al., 2021).

Con lo anterior, solo falta entender el beneficio que se puede obtener al suplir la demanda de energía eléctrica. Para esto se debe entender el funcionamiento del mercado energético y los sistemas de fijación de precios.

3.7. Mercado energético

El mercado energético es esencial debido a las exigencias energéticas actuales, ya que corresponder a poco menos del 4 % del PIB mundial (The World Bank, [s.f.](#)). El mercado de la energía incluye una amplia gama de fuentes de generación y mecanismos de producción. Los actores que participan en este proceso son los productores, los consumidores, entes reguladores y aquellos que realizan las transacciones y transmisión de la energía.

En términos de costo, el precio de la energía se determina por la oferta y la demanda esencialmente (Han, Liao et al., [2022](#)). Los factores que afectan el suministro y la demanda de energía incluyen, entre otros, cambios en la demanda de energía debido a eventos geopolíticos, mejoras en la tecnología de generación de energía y factores económicos y ambientales. Los costos también se ven afectados por los costos de producción de las fuentes de energía individuales. Por ejemplo, en los últimos años, la innovación tecnológica y el aumento de la escala de producción han reducido el costo de la generación de energía fotovoltaica y eólica, aumentando la penetración de estas fuentes de energía (Global Wind Energy Council, [2022](#)). Dentro de los mecanismos de fijación de precios se puede destacar los siguientes:

- Precio de mercado: En algunos mercados energéticos, como el mercado eléctrico de la Unión Europea, el precio de venta de la energía está determinado por la oferta y la demanda del mercado. En tales casos, los generadores fijan los precios de venta con base en la oferta disponible y la demanda del mercado (Wolak, [2000](#)). Los precios de mercado son particularmente comunes en mercados de energía de corto plazo, como los mercados spot.

- Contratos a largo plazo: En países como India, Japón y China, algunos consumidores y productores de energía acuerdan contratos a largo plazo que fijan el precio de venta de la energía. Estos contratos a menudo se basan en fórmulas que tienen en cuenta los costos de generación, los costos de transporte y otros factores relacionados con la generación (Jamasb et al., 2006).
- Tarifas reguladas: En muchos países de América Latina, como México, Colombia y Argentina, el precio de venta de la energía eléctrica está regulado por los estados. En estos mercados, las tarifas de energía se establecen con base en los costos de generación de energía, los costos de transporte y distribución, y los márgenes de utilidad permitidos por las regulaciones gubernamentales (Nagayama, 2007).
- Fijación de precios basada en el costo marginal: En países como Brasil, Alemania y Chile se utilizan el costo marginal como base para la fijación de precios de venta de energía (Steffen y Waidehlich, 2022). El costo marginal es el costo adicional de producir unidades adicionales de energía, que varía según la oferta y la demanda de energía del mercado.
- Subastas: En países como México y Brasil existen empresas y gobiernos que utilizan las subastas para fijar el precio de venta de la energía. En la subasta, los generadores entregan la energía al mejor postor y el precio de venta se determinará con base en las ofertas presentadas en la subasta (Del Río y Kiefer, 2023).

Es importante destacar que no todos los países utilizan una sola metodología para fijar sus precios, en general se plantean combinaciones entre las presentadas para entregar la mejor solución posible en el contexto que se encuentra cada uno.

Con el entendimiento actual, solo queda plantear el modelo y definir cómo resolver. Por esto es elemental entender como se resuelven problemas de optimización matemática.

3.8. Programación matemática

La programación matemática u optimización es el proceso con el cual se busca encontrar el valor óptimo de una función objetivo sujeta a restricciones. Una función objetivo es una fórmula matemática que describe una meta u objetivo a lograr, y una restricción es una condición que debe cumplirse para lograr esa meta (Moncayo y Muñoz, 2018). Para resolver estos problemas, se utilizan algoritmos de optimización que busquen la mejor solución posible dentro de las restricciones impuestas. Hay varios tipos de algoritmos de optimización, los cuales se pueden clasificar según el tipo de restricciones y variables que se ocupen, como la programación lineal, la programación entera, la programación no lineal, entre otras. Además, existen diversas herramientas computacionales que implementan estos algoritmos y permiten resolver problemas de optimización de manera eficiente.

En el contexto de los sistemas de energía, la optimización de modelos matemáticos se utiliza para encontrar la combinación óptima de recursos energéticos que minimice los costos y maximice la eficiencia en el suministro de energía eléctrica o el beneficio económico obtenido (Fernández, 2012). Por ejemplo, los modelos matemáticos de programación lineal se usan para optimizar las operaciones de las centrales eléctricas, determinar la cantidad de energía que cada central debe producir para satisfacer sus necesidades de energía y minimizar el costo de generar electricidad. De manera similar, la optimización de modelos matemáticos también es útil para planificar la expansión de la red de transmisión y distribución, determinar ubicaciones óptimas para nuevas

subestaciones y líneas de transmisión, minimizar los costos operativos y de capital y cumplir con las regulaciones y restricciones ambientales (Fernández, 2012).

3.9. Resolución de modelos enteros

En general, los modelos que se observan en la literatura suelen ser modelos enteros mixtos, lo que quiere decir que utilizan variables que toman valores enteros, como unos y ceros. Este mecanismo es útil, puesto que permite trabajar con mayor versatilidad las restricciones y el planteamiento del modelo, pero limita la capacidad de resolución porque exige una mayor cantidad de recursos computacionales (B. Zhang et al., 2022).

Existen diferentes métodos para resolver este tipo de problemas y es importante destacar que la elección del método dependerá de su naturaleza, la disponibilidad de herramientas y recursos computacionales, y la precisión requerida en la solución. Algunos de los métodos existentes son el de Branch and Bound, Programación Lineal Entera o métodos Heurísticos como algoritmos genéticos, búsqueda tabú y recocido simulado.

3.10. Resolución de modelos lineales

Al realizar un estudio en el mediano - largo plazo utilizando un planteamiento entero mixto, se requiere del uso de gran cantidad de variables, por lo que requiere tiempos y costos computacionales elevados. Es por esto que en el presente trabajo se busca plantear un modelo lineal que se resuelva tiempos computacionales razonables.

Resolver un modelo de optimización lineal requiere maximizar o minimizar una función

objetivo lineal sujeta a un conjunto de restricciones lineales. Una expresión lineal es una expresión en la que todas las variables están elevadas a la potencia de uno y no hay productos de variables. El método simplex es el método más común para resolver modelos de optimización lineal (Moncayo y Muñoz, 2018). Este es un algoritmo iterativo que refina la solución hasta encontrar la más óptima. Otra opción es el método del punto interior, que no requiere que las variables de decisión sean no negativas y permite restricciones de desigualdad.

Para resolver el modelo que se plantea, se utilizan software de resolución, ya que exceden la capacidad de resolución de un humano. Una de las herramientas que es frecuentemente utilizada para resolverlos es la librería Pyomo y el solver Gurobi.

3.11. Uso de Pyomo y Gurobi

Pyomo es una biblioteca de modelado de optimización matemática en Python, que ofrece una interfaz flexible para crear modelos matemáticos y resolverlos con un solver de optimización, con todas las ventajas y herramientas que ofrece Python. Por su parte, Gurobi es un solver de optimización matemática utilizado ampliamente en la industria y la academia, ya que puede resolver problemas de optimización lineales y enteros con rapidez y precisión (Mars, 2017). Este utiliza distintos algoritmos de resolución como el algoritmo Simplex, lo que lo convierte en una opción atractiva para resolver modelos lineales (Moncayo y Muñoz, 2018). Juntos, Pyomo y Gurobi ofrecen una solución eficiente para resolver problemas de optimización. Ambos son compatibles con varios formatos de datos, lo que permite cargar desde una variedad de fuentes y resolver problemas de optimización matemática en cuestión de minutos (Mars, 2017).

4. MODELOS OPERACIONALES DE PARQUES EÓLICOS Y SISTEMAS BESS EN LA LITERATURA

Con lo expuesto ya se tiene el contexto necesario para analizar los modelos existentes en la literatura. A continuación se expone los principales referentes estudiados que modelan parques eólicos y baterías, los cuales se utilizan como base para el desarrollo del modelo a plantear en la memoria.

4.1. Primer modelo, bases para un modelo eólico con baterías

En Gholami et al., [2022](#), se presenta la optimización del tamaño de almacenamiento en un sistema híbrido de energía eólica y batería. El objetivo es lograr un suministro de energía estable y confiable, considerando las fluctuaciones en la producción de energía eólica y la demanda de energía del consumidor. Para esto se presenta un modelo que estima la capacidad óptima a instalar de un sistema de baterías, basado en la demanda estimada, y las características estadísticas de la potencia del parque eólico, incluido el valor promedio y la desviación estándar. Esto nos presenta las bases del modelo que se desea plantear, marcando la necesidad de suplir las fluctuaciones de la demanda y la producción de energía con el uso de baterías.

Por otra parte, la función objetivo del modelo se centra en la minimización de los costos de adquisición y operación de la batería, y por medio de simulaciones, demuestra que la capacidad de almacenamiento afecta el costo total del sistema y la satisfacción del consumidor en términos de suministro de energía. Este enfoque sirve para entender los costos de potencia de la batería en este tipo de modelos, junto con dar un enfoque de

como tratarla a un nivel operacional.

El modelo abarca la operación de un año, con la definición de la data en segundos, por lo que requiere de bastante recurso computacional.

4.2. Segundo modelo, lógica de funcionamiento deseado

En B. Zhang et al., 2022 se presenta un modelo que utiliza un enfoque de programación matemática para optimizar la operación de un parque eólico con almacenamiento de energía. Este enfoque tiene en cuenta múltiples escalas de tiempo y considera tanto la generación de energía eólica como el almacenamiento de esta. El modelo se basa en una formulación de programación entera mixta (MILP) que se resuelve utilizando un algoritmo de optimización robusta. El modelo toma en cuenta la incertidumbre y la variabilidad en la generación de energía eólica y la demanda eléctrica.

La formulación del modelo presenta el funcionamiento a nivel operacional de un sistema eólico con baterías, de tal forma que refleje los flujos de potencia durante todo el proceso sujeto a la producción y demanda. Pero al ser un modelo con variables enteras y el cual considera elementos estocásticos tanto en el viento como en la demanda, requiere de un alto costos computacionales para resolverse. El modelo a plantear presenta una simplificación de este modelo, rescatando la forma en la que se plantea el funcionamiento general del sistema.

El modelo se compone de variables y restricciones que representan diferentes aspectos de la operación de un parque eólico. Algunas de las estas incluyen la generación de energía eólica en cada intervalo de tiempo, la energía almacenada en las baterías en cada

intervalo de tiempo y la cantidad de energía comprada o vendida en el mercado eléctrico. Por su parte, las restricciones del modelo se basan en las limitaciones de generación de energía eólica, la capacidad de almacenamiento de las baterías y las restricciones de la red eléctrica. También se tienen en cuenta los costos asociados con la operación del parque eólica, incluidos los costos de almacenamiento de energía y los costos de compra o venta de energía en el mercado eléctrico.

4.3. Tercer modelo, uso de data empírica para ejecutar el modelo

En Diaf et al., 2008 se plantea un modelo que simula el sistema eléctrico de la isla de Córcega en la cual se pretende integrar un sistema de almacenamiento tipo BESS. Esto se desarrolla para evaluar el rendimiento técnico y económico del sistema híbrido de energía renovable propuesto. Para generar los parámetros necesarios para la simulación, se utilizaron datos meteorológicos, datos técnicos de los equipos, y datos de demanda de energía eléctrica en la isla.

Este modelo presenta el funcionamiento del sistema de baterías como si fuera una bodega de almacenamiento. Se plantea la noción de que la energía de la batería en un instante será igual a la energía en el periodo anterior, más lo que se cargue, menos lo que se descargue. Esto, sumado con la consideración de eficiencias de carga y descargas, son los principales elementos que se rescatan para el modelo a plantear.

Otro punto relevante es que para probar el modelo considera datos meteorológicos y de demanda de un punto geográfico. Estos son de fácil acceso, ya que se encuentran en los portales públicos de sus sistemas reguladores de energía. Este tipo de información

permite tener certeza empírica de la relación entre la oferta y demanda energética, por lo que es una opción llamativa para el modelo a plantear.

4.4. Cuarto modelo, diseño con foco en la operación de la batería

En Hauer et al., 2020, se describe una estrategia de diseño y operación para la aplicación multiuso de almacenamiento de energía de baterías en parques eólicos. Se plantea que el almacenamiento de energía de baterías puede ayudar a mejorar la eficiencia y confiabilidad de la energía eólica al compensar las variaciones en la producción de energía. Además, también se puede utilizar para proporcionar servicios de red, como la regulación de frecuencia y la reserva de capacidad.

En este modelo se pone como centro de atención el funcionamiento de la batería, con la cual se busca maximizar el beneficio que se genera al vender energía versus el costo de generarla. Esto junto con las restricciones de funcionamiento de la batería presentadas, como los máximos de carga y potencia, son los elementos que se rescatan para el modelo a diseñar.

4.5. Quinto modelo, la degradación de las baterías

El artículo propone un enfoque para tener en cuenta el costo del envejecimiento de las baterías al participar en los mercados eléctricos. Los autores desarrollaron un modelo que considera tanto el desgaste acumulativo de la batería como los ciclos individuales de carga y descarga. El modelo tiene en cuenta varios factores que influyen en la degradación de la batería, como la profundidad de descarga, la corriente de carga y descarga, la

temperatura y otros parámetros operativos. Al considerar estos factores, el modelo puede estimar de manera más precisa cómo se degrada la batería con el tiempo.

Uno de los puntos que se rescata del artículo es que plantea la relaciones entre el porcentaje de profundidad de la descarga y el porcentaje de desgaste de la batería, comenzando en un modelo lineal con mayor nivel de error, y terminando en modelos no lineales con mayor precisión. A pesar de las imprecisiones del modelo lineal, presentan una buena aproximación, considerando que el modelo a plantear debe conservar la linealidad en todas sus restricciones.

5. MODELO PLANTEADO

A continuación se plantea un modelo optimización lineal que busca maximizar el beneficio de un parque eólico con capacidad fija. Al modelo se le da la opción de integrar un número de baterías N^B en el primer periodo del horizonte de análisis. De esta forma se puede evaluar la situación sin baterías si se fija en cero. Con esto la variable se puede precisar si se disminuye la cantidad de energía eólica vertida y la demanda insatisfecha en un contexto económico competitivo. Para esto, el modelo considera la posibilidad de cargar y descargar las baterías cuando la producción y demanda de energía lo permitan, siempre y cuando exista un beneficio económico.

La característica estocástica del problema no se considera en este trabajo, asumiendo como conocida la demanda de energía, el precio y la velocidad del viento en cada periodo; los cual se obtienen de datos pasados en el caso del precio y la demanda, o se simulan, en el caso de la velocidad del viento. Esto se define para disminuir los tiempos de resolución del modelo y para simplificar la validación de este, pero se puede extender a un modelo que considere incertidumbre en estos parámetros si se crean los respectivos escenarios y se indexan las variables a estos.

El modelo busca representar la operación del sistema dividiéndolo en tres nodos. El primero corresponde a la generación de la energía en los aerogeneradores y busca representar como la energía es producida en el aerogenerador, cortándola cuando se excede la necesidad energética y entregado al sistema el resto. El nodo dos considera el almacenamiento de energía en la batería, determinando cuanta de la energía generada se utiliza para cargar la batería, cuanta es descargada por la batería hacia el sistema y

cuanto se suministra directamente para cubrir la demanda desde el nodo uno. Finalmente, el nodo de satisfacción de la demanda representa el equilibrio entre la demanda que debe cubrir por el sistema y la energía suministrada por este, permitiendo no satisfacer completamente la energía. Lo anterior se representa en la Figura 5.1.

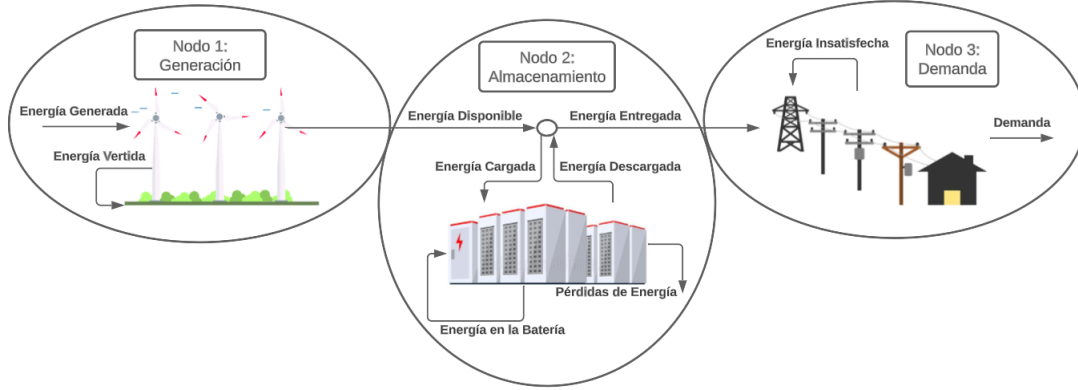


Figura 5.1: Modelo planteado.

A continuación se detalla el modelo operacional con sus respectivos conjuntos, parámetros y variables.

5.1. Conjuntos

- T : Horas de uso, $t \in \{1, \dots, T\}$

5.2. Parámetros

1. Demanda y viento

- D_t = Demanda de energía eléctrica en MWh para cada periodo $t \in T$
- Pd_t = Precio de venta del MWh para cada $t \in T$ medido en $\frac{USD}{MWh}$

- C^c = Costos por demanda de energía insatisfecha en $\frac{USD}{MWh}$
- ΔT = Tiempo fijo transcurrido entre cada periodo, medido en horas

2. Aerogeneradores

- CO^A = Costos de operación de aerogenerador por MWh producido cada periodo $t \in T$ medido en $\frac{USD}{MWh}$

3. Baterías

- CF^B = Costos de instalar un MW de almacenamiento
- CFP^B = Costos prorrateado por la vida útil de las baterías por instalar un MW de almacenamiento
- CO^B = Costos de carga y descarga del MWh de energía desde las baterías medido en $\frac{USD}{MWh}$
- CE^B = Costo de almacenar un MWh de energía medido en $\frac{USD}{MWh}$
- S_0 = Energía inicial en la batería medido en MWh
- P^{LDB} = Potencia límite de descarga de la batería medido en MW
- P^{LCB} = Potencia límite de carga de la batería medido en MW
- EN = Energía nominal de almacenamiento de la batería medida en MWh
- DoD = Porcentaje límite de descarga de energía en la batería
- η_B^{CB} = Eficiencia porcentual de carga de la batería
- η_B^{DB} = Eficiencia porcentual de descarga de la batería
- Θ^{Deg} = Pendiente de degradación de la batería
- Dg_0 = Degradación inicial de la batería en MWh
- α_B = Porcentaje de pérdida de energía por autodescarga

5.3. Variables

1. Variables relacionadas con el sistema

- P_t^s = Potencia entregada por el sistema para cubrir la demanda en cada periodo $t \in T$ medido en MW
- P_t^{wC} = Potencia cortada, no aprovechada por el aerogenerador en cada periodo $t \in T$ medido en MW
- P_t^c = Potencia de demanda insatisfecha por el sistema en cada periodo $t \in T$ medido en MW

2. Variables relacionadas con el aerogenerador

- P_t^{wA} = Potencia generada por el aerogenerador con el viento disponible en cada periodo $t \in T$ medido en MW
- P_t^w = Parte de la potencia generada por el aerogenerador que es aprovechada por el sistema en cada periodo $t \in T$ medido en MW

3. Variables relacionadas con la batería

- N^B = Cantidad de MW de almacenamiento instaladas en el periodo inicial. Permite instalar fracciones de baterías
- P_t^{CB} = Potencia cargada en la batería en cada periodo $t \in T$ medido en MW
- P_t^{DB} = Potencia en MW descargada por la batería en cada periodo $t \in T$
- S_t = Energía almacenada de la batería en MWh para cada periodo $t \in T$
- Dg_t = Degradación de la batería en cada periodo $t \in T$ medido en

5.4. Función objetivo

La función busca maximizar los beneficios obtenidos por el sistema planta eólica - BESS, contrastando sus ingresos versus sus costos. Como ingreso se tiene la venta de la energía generada y como costos se consideran los correspondientes al funcionamiento del aerogenerador y batería, los costos por demanda insatisfecha y el costo por la cantidad de baterías compradas e instaladas. En primer lugar, los ingresos consideran la energía entregada al sistema por el precio de venta en cada periodo. Esto se expresa en la Ecuación 4.

$$\sum_{t \in T} P_t^s P d_t \Delta T \quad (4)$$

Por otra parte, los costos se desglosan en costos operacionales del aerogenerador por cada unidad de potencia generada (Ecuación 5), los costos de ineficiencia que consideran el costo oportunidad por no satisfacer la demanda de energía (Ecuación 6), y los costos operacionales de la batería por cada unidad de energía guarda y por cada unidad de energía cargada y descargada (Ecuación 7).

- Costos aerogenerador:

$$CO^A \sum_{t \in T} P_t^{wA} \Delta T \quad (5)$$

- Costo de ineficiencia:

$$C^c \sum_{t \in T} P_t^c \Delta T \quad (6)$$

- Costos batería:

$$CO^B \sum_{t \in T} (P_t^{DB} + P_t^{CB}) \Delta T + CE^B \sum_{t \in T} S_t + N^B CFP^B \quad (7)$$

En retrospectiva, la función objetivo es la presentada en la Ecuación 8.

$$\begin{aligned} & \max_{\{P_t^s, P_t^{CB}, P_t^{DB}, P_t^w, P_t^c, S_t, N^B, Dg_t\}} \\ & \sum_{t \in T} \left[(P_t^s P_{dt} - CO^A P_t^{wA} - C^c P_t^c - CO^B (P_t^{DB} + P_t^{CB})) \Delta T - CE^B S_t \right] - N^B CFP^B \end{aligned} \quad (8)$$

5.5. Restricciones

Para moldear el resultado se debe definir los límites del modelo. Lo primero que se debe considerar es el equilibrio de potencias en el aerogenerador. Por un lado, el aerogenerador genera potencia según la velocidad del viento disponible, el cual se refleja en la variable P_t^{wA} . Esta potencia se entrega al sistema en la variable P_t^w . Cabe considerar que cuando el sistema no pueda recibir la potencia, esta se debe cortar. Lo que se representa en la variable P_t^{wC} . La Ecuación 9 presenta lo descrito.

$$P_t^w + P_t^{wC} = P_t^{wA} \quad \forall \quad t \in T \quad (9)$$

Cuando la potencia del aerogenerador no es vertida, pasa al sistema. En este punto tiene la opción intentar suplir la demanda existente, lo cual se representa con la variable P_t^s , o puede cargar la batería P_t^{CB} . Como se carga la batería, esta puede descargarse cuando se requiera más potencia de la generada. La potencia entregada por la batería se representa por la variable P_t^{DB} . Lo planteado se presenta en la Ecuación 10.

$$P_t^s = P_t^w + P_t^{DB} - P_t^{CB} \quad \forall \quad t \in T \quad (10)$$

El punto anterior deja un cuestionamiento, como se asegura que la batería descargue solo lo ya cargado. Es por esto que se plantea un equilibrio de energía en la batería, el cual se representa con la variable S_t . Esta restricción utiliza la lógica clásica de la gestión de inventarios, considerando que el inventario o energía disponible del periodo corresponde a la energía que quedo en el periodo anterior más la energía que se carga en el periodo menos la que se descarga. Para expresar esto en términos que conversen con las variables existentes, se debe realizar la conversión potencia por tiempo igual a energía. Se utiliza entonces las variables de potencia de carga y descarga ya expuestas multiplicadas por el tiempo evaluado, el que se refleja en el parámetro ΔT , igual a una hora. Lo anterior se expone en la Ecuación 11. Cabe destacar que como se plantea en secciones anteriores, las baterías poseen un factor de autodescarga, eficiencias de carga y de descargas, las cuales se representan en los parámetros α_B , η_B^{CB} y η_B^{DB} respectivamente.

$$S_t = (1 - \alpha_B)S_{t-1} + (\eta_B^{CB}P_t^{CB} - \eta_B^{DB-1}P_t^{DB})\Delta T \quad \forall \quad t \in T \quad (11)$$

Así como la batería posee eficiencias de carga y descarga, también posee un límite de energía almacenable, el cual determina el fabricante y varía según su uso y desgaste. Para limitar la energía en las baterías se define la desigualdad de la Ecuación 12. En esta se plantea que la energía en las baterías debe ser menor que la cantidad indicada por el fabricante (EN) multiplicado la cantidad de baterías instaladas (N^B), menos la degradación que se tienen hasta ese momento. Esto último se expresa mediante la suma de la disminución de la capacidad de almacenaje que se pierde en cada iteración (Dg_t). Para considerar la capacidad de almacenaje que se ha perdido hasta el periodo t , se

indexa la variable Dg al conjunto k con $k \in \{1, \dots, t\}$.

$$S_t \leq N^B EN - \sum_{k \in \{1, \dots, t\}} Dg_k \quad \forall \quad t \in T \quad (12)$$

La degradación se obtiene bajo la lógica planteada en (Xu et al., 2017). La cual presenta una aproximación lineal de la degradación de la batería respecto a los niveles de descarga de esta. El autor plantea que la degradación es un proceso no lineal que marca cuanto disminuye la capacidad de almacenaje de una batería según como se usa. Para cumplir con la linealidad del modelo, se utiliza la aproximación lineal del autor. Mediante el despeje presentado en las Ecuaciones 13 - 14 - 15 se demuestra como la expresión presentada por Xu et al., 2017 se puede utilizar como un ponderador de la descarga de la batería para obtener la degradación de un ciclo.

$$\Theta_{bat} = \frac{\%PérdidaVidaUtil}{\%ProfundidadDescarga} \quad (13)$$

$$\Theta_{bat} = \frac{\frac{Degradación}{EnergíaNominal}}{\frac{P_t^{CB}}{EnergíaNominal}} \quad (14)$$

$$\Theta_{bat} = \frac{Degradación}{P_t^{CB}} \quad (15)$$

Se puede aproximar la pendiente de esta relación para las baterías utilizadas, la cual se almacena en el parámetro θ^{Dg} . Al multiplicar este valor por la potencia de descarga de un ciclo P_t^{DB} y por el rango de tiempo evaluado, se obtiene la degradación de la capacidad de almacenaje en MWh para cada periodo.

$$Dg_t = P_t^{DB} \theta^{Dg} \Delta T \quad \forall \quad t \in T \quad (16)$$

Así como la batería posee un límite de carga, también posee un mínimo de carga que permite mantener parámetros de seguridad operacional. Este parámetro se determina como un porcentaje de la capacidad nominal de la batería y se representa en el parámetro DoD . Así, en la Ecuación 17 se presenta una desigualdad que asegura que la energía en la batería será mayor al límite en cada periodo.

$$S_t \geq N^B EN(1 - DoD) \quad \forall \quad t \in T \quad (17)$$

Se debe considerar que los materiales que conectan las baterías con los aerogeneradores, y las baterías con la demanda, no son ideales, por lo que tienen límites de transmisión de potencia. Estas expresiones se plantean en las Ecuaciones 18 - 19, considerando a P_t^{LCB} y P_t^{LDB} como los límites de potencia de carga y descarga respectivamente.

$$P_t^{CB} \leq P^{LCB} N^B \quad \forall \quad t \in T \quad (18)$$

$$P_t^{DB} \leq P^{LDB} N^B \quad \forall \quad t \in T \quad (19)$$

Cuando se llega al final del sistema, se busca cumplir la demanda de energía eléctrica del nodo representada en el parámetro D_t con la energía que ha llegado que se define en la variable P_t^s multiplicada por el tiempo. Pero como ya se expuso en puntos anteriores, existen situaciones en que no se puede cumplir la demanda, por lo que para equilibrar los elementos ya expuestos se requiere de una variable de holgura que represente esta demanda insatisfecha, presentada en P_t^c . Este equilibrio se plasma en la Ecuación 20.

$$(P_t^s + P_t^c)\Delta T = D_t \quad \forall \quad t \in T \quad (20)$$

No está de más comentar que se debe considerar la naturaleza de las variables en el modelo planteado, las cuales se reflejan en la Ecuación 21.

$$\{P_t^s, P_t^{CB}, P_t^{DB}, P_t^w, P_t^c, S_t, N^B, Dg_t\} \geq 0 \quad \forall \quad t \in T \quad (21)$$

Al analizar el modelo planteado se puede observar que en todas las expresiones las variables están elevadas a la potencia uno y no hay multiplicación de variables, además las variables pueden tomar valores reales mayores a cero. Por lo que se puede concluir que el modelo es lineal y por ende se puede resolver con un solver adecuado como Gurobi.

5.6. Algoritmo evaluación de largo plazo

Debido a los altos tiempos de ejecución que se requiere para evaluar el modelo durante todo el periodo de la vida útil del sistema, se ejecuta solo para el intervalo de un año. Para evaluar la viabilidad económica del modelo en el largo plazo, se considera el supuesto de que todos los años se tiene el mismo comportamiento en los valores de demanda, costos, precios y velocidad del viento que las del año de la data obtenida. Para estimar el beneficio obtenido al final de la vida útil de las baterías, se ejecuta el algoritmo presentado en el pseudocódigo de la Tabla 5.1. En este se ejecuta el modelo el primer año considerando la cantidad de baterías variables y luego se hereda este valor como parámetro para las siguientes iteraciones. También se traspasa la cantidad de energía en la batería y la degradación acumulada en el periodo anterior para dar continuidad a los resultados.

El beneficio al largo plazo se determina con el algoritmo antes señalado debido a que

la capacidad de almacenaje de la batería disminuye año tras año, por lo que no es válido indicar que el resultado del año uno se replica quince veces, por ejemplo, para proyectar el beneficio. Por ende, se busca optimizar el funcionamiento del sistema cada año, considerando la cantidad de baterías determinadas en la primera resolución y su respectivo desgaste. Cabe considerar que al evaluar el largo plazo, se debe tener en cuenta un factor de descuento para el beneficio obtenido, captado en el parámetro r .

Tabla 5.1: Pseudocódigo para obtener beneficio del modelo operacional para la vida útil de las baterías

<i>Algoritmo de resolución en el largo plazo</i>
Se ejecuta el modelo con $D_{g0} = 0$ y N^B variable: <i>Se define:</i> $Cantidad\ de\ baterías = N^B$ $Degradación\ acumulada = \sum_t Dg_t$ $Energía\ en\ la\ batería = S_{8760}$ $Beneficio\ acumulado = FO$ $Años\ transcurridos = 1$ While $Años\ transcurridos \leq V.U.$: Se ejecuta el modelo con D_{g0} = Degradación Acumulada, N^B = Cantidad de baterías y S_0 = Energía en la batería <i>Se define:</i> $Degradación\ acumulada += \sum_t Dg_t$ $Energía\ en\ la\ batería = S_{8760}$ $Beneficio\ acumulado += \frac{FO}{(1+r)^{Años\ transcurridos}}$ $Años\ transcurridos += 1$

Es importante destacar que el costo de las baterías se prorratea en los quince años de su vida útil (CFB^B). Si se busca plantear un periodo de evaluación diferente a la vida útil de las baterías, es importante adecuar el prorrato de este parámetro.

6. CASO DE ESTUDIO

Para evaluar el modelo planteado se utilizan los siguientes elementos. Cabe destacar que es un caso de estudio teórico el cual tiene sus bases en tendencias reales, pero no representa una relación directa con un punto geográfico en específico. El modelo se lleva a cabo en un horizonte de un año, con una resolución de la data en horas, lo que implica la utilización de 8,760 datos por cada parámetro indexado en el conjunto T, señalado en la siguiente sección.

6.1. Demanda de energía

Para representar la demanda que debe satisfacer el sistema, se utiliza la información reportada por el Coordinado Eléctrico Nacional (CEN), específicamente para la zona de Alto Jahuel en la séptima región de Chile (Nacional, [s.f.](#)). La data obtenida presenta el flujo de toda la energía que se demanda a sus sistemas, lo cual excede la capacidad de la central eólica a utilizar. Para dimensionar la demanda a la capacidad instalada de la planta eólica del modelo, se utiliza solo un 41 % del total de la demanda presentada. Cabe destacar que se utiliza data desde el primero de mayo del 2021 al treinta de abril de 2022, siendo esta la información más reciente dispuesta en el portal de CEN al momento de realizar este trabajo (Figura [6.1](#)).

La resolución de la información se obtienen en intervalos de una hora medida en kWh, por lo que se convierte a MWh por conveniencia del modelo. De esta data se obtiene un promedio de demanda de 14 MWh y una desviación de 13.12 MWh en sus 8,760 puntos de datos.

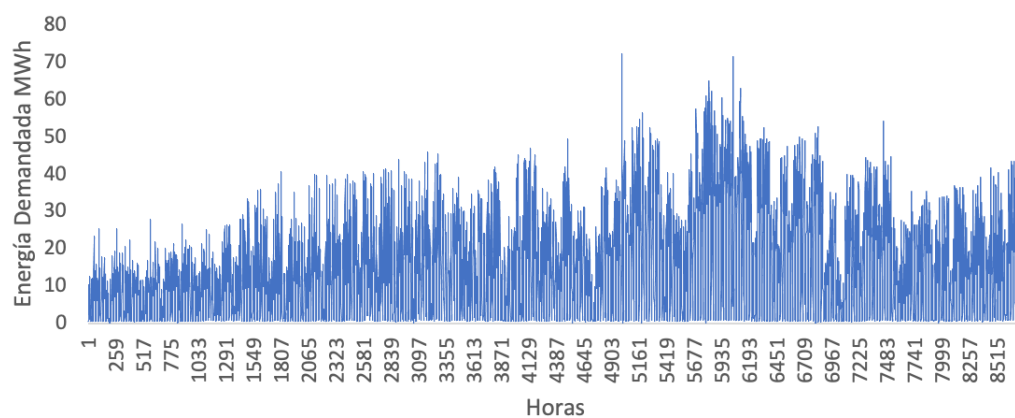


Figura 6.1: Comportamiento de la demanda utilizada.

6.2. Precio de venta de la energía

Para el precio se utiliza la metodología del costo marginal, el cual se considera como el precio de venta de la energía desde la generación. Para esto se utiliza el costo marginal real del kWh de la misma región y fechas que la demanda de energía utilizada, determinada

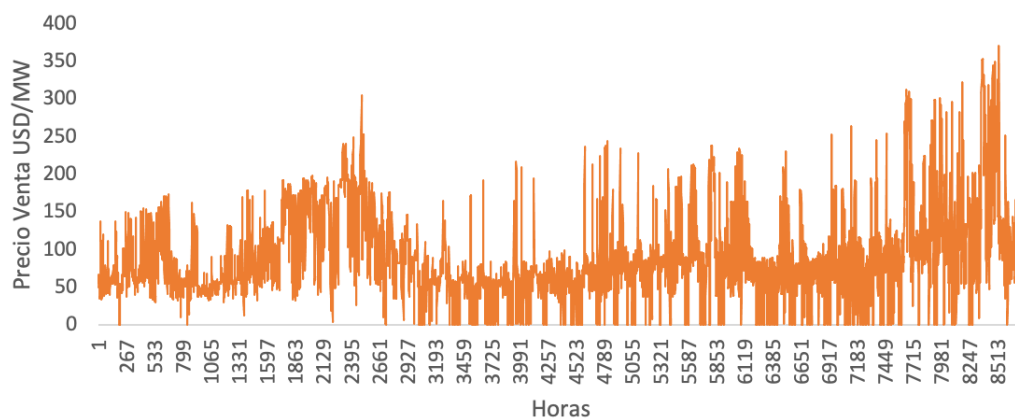


Figura 6.2: Comportamiento del precio utilizado.

por la Comisión Nacional de Energía de Chile sobre la base de su reglamento legal (CNE, 2023). Este precio se transforma a MWh y se pasa del peso chileno (CLP) a dólar americano (USD), fijando la conversión en $800 \frac{CLP}{USD}$. Cabe destacar que en el análisis se desprecia el efecto en el tipo de cambio, pero podría llegar a cobrar importancia si se considera la exportación de energía, por ejemplo. El promedio del precio de venta es $88.78 \frac{USD}{MWh}$, y varía entre $0-317 \frac{USD}{MWh}$. Cabe destacar que debido a la participación de otras plantas de energía renovables en la región, el costo marginal puede ser cero, impactando en el beneficio que se puede obtener en estos periodos. El comportamiento del precio se expone en la Figura 6.2.

6.3. Velocidad del viento

Se utilizan valores de velocidad de viento obtenidos de un simulador basado en el proceso estocástico de Matérn. Este presenta un algoritmo de simulación numérica rápida, el cual genera valores discretos de velocidad de viento basándose en la media y la varianza

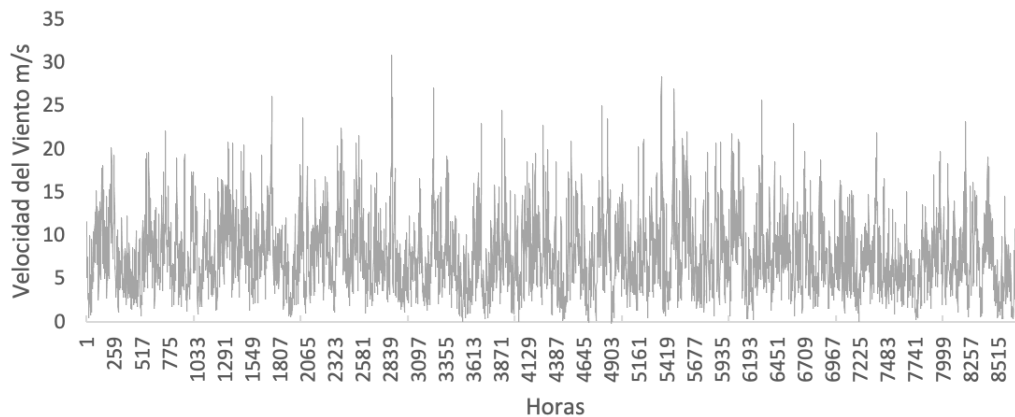


Figura 6.3: Comportamiento de la velocidad del viento generado.

de una serie temporal de velocidad del viento (Mena et al., 2022). La simulación entrega 8,760 datos, con un promedio de $7.58 \frac{m}{s}$ y una desviación estándar de $4.09 \frac{m}{s}$. Se registra un máximo de $34.6 \frac{m}{s}$ y cero como valor mínimo. Los valores se expone en la Figura 6.3.

6.4. Potencia disponible

Para el modelo se utilizan 10 turbinas Onshore Vestas v90 con 2 MW de potencia nominal, lo que permite presentar una capacidad instalada de 20 MW. Este valor se elige para obtener una base de comparación que se pueda escalar rápidamente con otras plantas cuya capacidad instalada sea múltiplo de 20 MW.

Para determinar la potencia generada en cada periodo se utiliza la Ecuación 1 remplazando la información del fabricante, junto a la velocidad del viento en cada tiempo generado. Así se obtiene como resultado la potencia disponible generada por cada aerogenerador

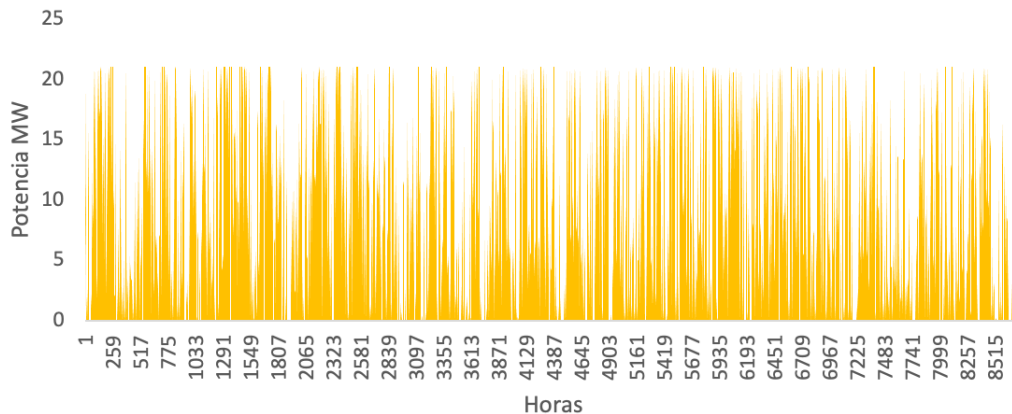


Figura 6.4: Potencia disponible por los aerogeneradores con la velocidad de viento en cada periodo.

en cada periodo t . Este valor se asigna a la variable P_t^{wA} . Se considera el supuesto de que la generación de cada aerogenerador es igual en cada intervalo de tiempo, por lo que el comportamiento de un aerogenerador multiplicado por diez entrega la capacidad instalada total. En la Figura 6.4 se aprecia el comportamiento de la potencia disponible. El promedio de los datos es 8.96 MW con una una desviación de 7.55 MWh.

6.5. Parámetros utilizados

Con los lineamientos anteriores y basándose en la recopilación de información de la literatura, se plantan los siguientes parámetros a utilizar.

- Parámetros del aerogenerador

Tabla 6.1: Valores del caso de estudio para aerogenerador

Parámetros	Valor	Descripción	Referencia
P_n	2.1 MW	Potencia Nominal	Acciona, 2022
U_{in}	4 $\frac{m}{s}$	Velocidad in	Acciona, 2022
U_{out}	25 $\frac{m}{s}$	Velocidad out	Acciona, 2022
U_n	12 $\frac{m}{s}$	Velocidad nominal	Acciona, 2022
P_t^{wA}	Variable MW	Potencia generada	Gautam et al., 2022
CO^A	5 $\frac{USD}{MWh}$	Costo operacional	Mena et al., 2022

- Parámetros de las baterías

Tabla 6.2: Valores del caso de estudio para BESS

Parámetros	Valor	Descripción	Referencia
P^{LDB}	1.2 MW	Potencia máx. descarga	B. Zhang et al., 2022
P^{LCB}	1.2 MW	Potencia máx. carga	B. Zhang et al., 2022
EN	5 MWh	Capacidad de la batería	Wartsila, 2020
V.U.	15 años	Vida útil	Acciona, 2022
DoD	90 %	Energía mín. en batería	B. Zhang et al., 2022
η_B^{CB}	95 %	Eficiencia de carga	B. Zhang et al., 2022
η_B^{DB}	95 %	Eficiencia de descarga	B. Zhang et al., 2022
S_0	$N^B EN2$	Energía inicial	Por comodidad
CF^B	800,000 $\frac{USD}{MW}$	Costo MW instalado	Wartsila, 2020
CFP^B	53,333 $\frac{USD}{MW}$	Costo anual por MW instalado	Wartsila, 2020
CO^B	1.7 $\frac{USD}{MWh}$	Costo carga y descarga	B. Zhang et al., 2022
CE^B	0.45 $\frac{USD}{MWh}$	Costo de almacenar	B. Zhang et al., 2022
Dg_0	0 MWh	Degradación inicial	BESS nuevos

■ Parámetros generales

Tabla 6.3: Valores del caso de estudio generales

Parámetros	Valor	Descripción	Referencia
ΔT	1 h	Segmentos de tiempo	Por convención
Pd_t	Variable $\frac{USD}{MWh}$	Precio por MWh	CNE, 2023
D_t	Variable MWh	Demanda de un nodo	Nacional, s.f.
C^c	21 $\frac{USD}{MWh}$	Costo demanda insatisfecha	B. Zhang et al., 2022
r	10 %	Tasa de descuento	Odoi-Yorke et al., 2023

6.6. Layout por variable

Para un simplificar el seguimiento de los gráficos y figuras presentados en este informe, se determinan los siguientes colores para representar cada variable del modelo

Tabla 6.4: Layout de las variables del modelo

Detalle	Sigla	Color
Viento	Viento	
Potencia Aprovechable	P_t^{wA}	
Potencia Generada	P_t^{wU}	
Potencia Cortada	P_t^{wC}	
Potencia Insatisfecha	P_t^c	
Potencia Entregada	P_t^s	
Carga Batería	P^{cb}	
Descarga Batería	P^{db}	
Energía en Batería	S_t	
Degradación de la Batería	Dg_t	
Demanda	D_t	
Potencia Perdida por la Batería	PPB	
Cantidad Baterías Instaladas	N^b	

7. INDICADORES DE COMPARACIÓN

Para medir el impacto de los resultados, se definen los siguientes KPI.

7.1. Eficiencia de entrega

Este indicador busca medir la eficiencia con la que se entrega la potencia generada al sistema. Para calcular, se considera la potencia entregada al sistema dividido por la totalidad de la potencia producida por los aerogeneradores en el periodo (Ecuación 22). El resultado se lee en términos porcentuales y siempre entrega un valor menor a 100 %.

$$Eficiencia\ de\ entrega_t = \frac{P_t^s}{P_t^{wA}} \quad \forall \quad t \in T \quad (22)$$

7.2. Nivel de vertimiento

Este indicador busca cuantificar la potencia que se disipa en tierra. Para esto se divide el total de potencia cortada sobre la potencia generada, obteniendo el porcentaje de desperdicio energético o vertimiento de viento (Ecuación 23).

$$Nivel\ de\ vertimiento_t = \frac{P_t^{wC}}{P_t^{wA}} \quad \forall \quad t \in T \quad (23)$$

7.3. Razón de insatisfacción

El siguiente indicador busca determinar que porción de la demanda no se logra satisfacer. Para esto, se debe dividir la demanda insatisfecha sobre la demanda total del periodo (Ecuación 24).

$$\text{Razón de insatisfacción}_t = \frac{P_t^c}{D_t} \quad \forall \quad t \in T \quad (24)$$

7.4. Disminución porcentual de la vida útil

Esta medida tiene por objetivo determinar el porcentaje de disminución de la vida útil respecto de lo señalado por el fabricante al optimizar el beneficio obtenido. Para esto se determina cuanto desgaste soporta la batería si mantiene la tendencia de un año, dividiendo la energía nominal de la batería por la potencia degradada. Este valor se divide a su vez por la vida útil de la batería, entregando el porcentaje de la vida útil que realmente se utiliza. Al restar este valor a uno se obtiene la disminución porcentual de la vida útil (Ecuación 25).

$$\text{Disminución \% } VU_t = 1 - \frac{N^B EN}{\sum_T Dg_t} (VU)^{-1} \quad \forall \quad t \in T \quad (25)$$

8. RESULTADOS

A continuación se presentan los resultados obtenidos al ejecutar el modelo con los datos del caso de estudio. Cabe considerar que se incluyen los resultados obtenidos en formato de tablas en los Anexos B y C. En primer lugar se realiza un análisis general del caso con baterías versus el caso sin baterías. A su vez, con la finalidad de analizar en detalle el comportamiento del modelo, se realiza el análisis de una semana conveniente, observando ambos casos. El rango elegido es desde la hora 2800 a 2967 horas, lo que corresponde a 168 horas. Se selecciona este rango porque permite apreciar todos los fenómenos de interés. Luego se realiza la sensibilización de tres parámetros relacionados con la batería para determinar su injerencia en el modelo. En cada paso anterior se habla acerca de los indicadores definidos, como medida de comparación.

Para la ejecución del modelo se utiliza un equipo Macbook Air 2017 con procesador 1.8 GHz Intel Core i5 de dos núcleos y una memoria RAM de 8 GB 1600 MHz DDR3.

8.1. Comportamiento del viento y potencia generada

En primer lugar, se presenta el comportamiento del viento con respecto a los rangos de generación de potencia del aerogenerador para el periodo de tiempo estudiado. Como se aparecía en la Figura 8.1, dependiendo del instante de tiempo que se analice, se identifica una potencia producida diferente. Como se puede apreciar en la Figura, el aerogenerador no puede producir energía cuando la curva de viento en gris está por debajo del rango V_{in} o por sobre el rango V_{out} . También existen periodos en que puede producir una porción de su energía nominal, esto se aprecia cuando el viento está entre los rangos

V_{in} y V_r . Por último, cuando está entre los rangos V_r y V_{out} se produce el total de su energía nominal.

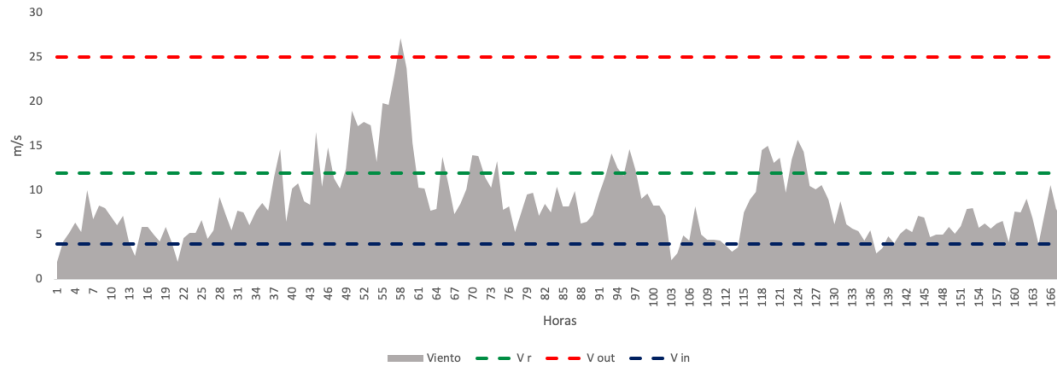


Figura 8.1: Rangos de potencia del aerogenerador y viento disponible.

Al observar en el mismo periodo la potencia generada contrapuesta con la demanda en el tiempo (Figura 8.2), se puede observar como existen periodos en los que la curva de potencia generada (en amarillo) pasa sobre la curva de demanda en azul, y otros periodos en que la demanda no puede ser cubierta. Con lo anterior se puede confirmar que los datos utilizados generan la necesidad de cortar energía y dejan demanda sin satisfacer.

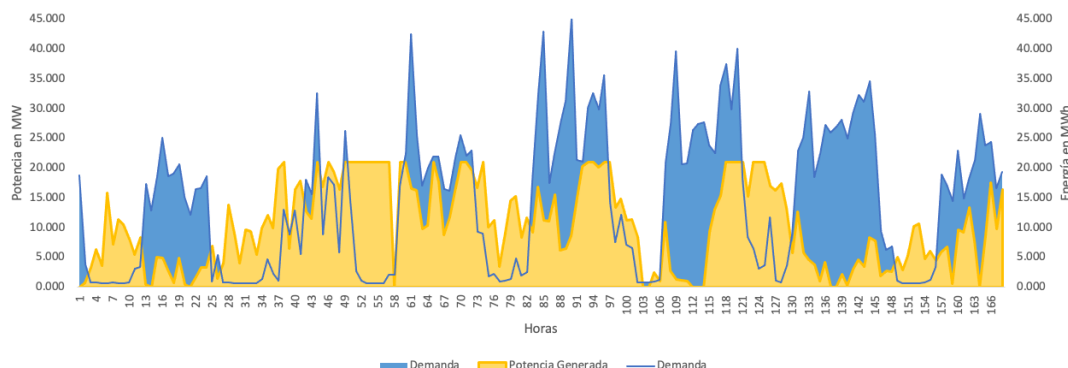


Figura 8.2: Potencia generada versus comportamiento de la demanda.

8.2. Tiempos de ejecución del modelo

En la Figura 8.3, se puede observar los tiempos de resolución obtenidos al ejecutar el modelo para distintos horizontes. El modelo se ejecuta con éxito hasta las 13.140 horas, lo que corresponde a un año y medio de data. Con base a estas resoluciones, se determina una regresión potencia y una exponencial para estimar el tiempo que se requiere para resolver un horizonte mayor. Este mecanismo arroja que para resolver quince años de data, se requiere poco más de veinte días para la resolución si se comporta como una función potencia, y una cantidad inmensurable de tiempo si se comporta como una exponencial.

Con respecto a los tiempos de ejecución del caso de estudio, y sus distintas sensibilizaciones, se puede apreciar que son relativamente bajos. Al ejecutar la configuración con la cantidad de baterías variable se observa un promedio de ejecución de veinticuatro minutos. Por su parte, para la ejecución del modelo con la configuración de cantidad de baterías fijas, se obtiene un promedio de ejecución de ocho minutos.

Utilizando el algoritmo de largo plazo, desde la primera ejecución, considerando la variación en las baterías, y las catorce ejecuciones sin variación, se obtiene un tiempo de resolución total de dos horas y ocho minutos, lo cual, contrastado con los 20 días de la proyección del modelo con quince años de data, presenta un tiempo de ejecución mucho más razonable. El detalle de los tiempos de ejecución se encuentra en los Anexos [B.1](#) - [C.1](#).

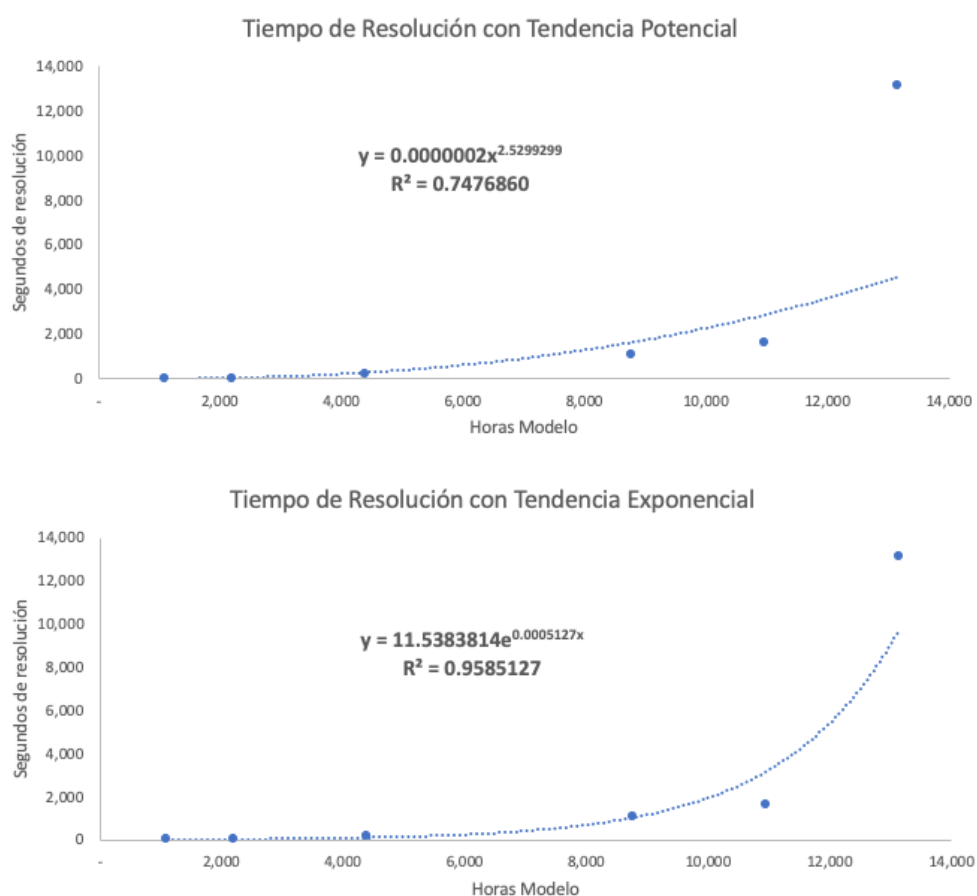


Figura 8.3: Recurso computacional utilizado y proyectado.

8.3. Resultados generales del modelo

Con la validación anterior, se presenta en la Tabla 8.1 los resultados obtenidos para la función objetivo y sus partes, cuando se considera o no el uso de baterías. El modelo arroja los totales de los principales beneficios y costos considerados. Se identifica que tanto el caso con y sin baterías entregan resultados positivos, siendo el caso con baterías el que genera un mayor beneficio para un año de ejecución.

Tabla 8.1: Resultados de la función objetivo del modelo.

Promedio por Hora	Resultados FO					
	F.O.	VTA Energía	OP AERO	OP BAT	DEM INS	CF Bat
Con Batería	\$ 3,397,627	\$ 6,291,265	\$ 394,008	\$ 227,970	\$ 1,264,144	\$ 1,007,516
Sin Batería	\$ 2,086,570	\$ 4,080,146	\$ 394,008	\$ -	\$ 1,599,568	\$ -

A pesar de tener que incurrir en costos operacionales, indicados en la Tabla y en la adquisición de las 18.9 MW de baterías que determina el modelo, se tiene un mayor retorno por ventas de energía y por ende una menor cantidad de demanda insatisfecha. Por otro lado, se presenta en la Tabla 8.2 la sumatoria de las variables en cada instante, además de su promedio por hora. Como era de esperar, según lo presentado en la Tabla 8.1, la potencia entregada al sistema P_t^s en el caso con baterías es mayor por 15,973 MW que el caso sin baterías; y la demanda insatisfecha P_t^c es menor en la misma proporción, ya que en el equilibrio del segundo nodo, la demanda se mantiene constante. Con respecto al viento cortado, se aprecia una disminución en el caso con baterías de casi 2.4 veces respecto al caso sin batería y una caída en la demanda insatisfecha en 16 puntos.

Tabla 8.2: Resultados de las variables del modelo.

Promedio por Hora	Resultados de Variables								
	PAwt	PUwt	PCwt	Pct	Pst	Pcb	Pdb	St	Dgt
	MW							MWh	
Con Bateria	78,802	65,548	13,254	60,197	62,443	25,562	22,457	325,193	11.229
Sin Bateria	78,802	46,470	32,331	76,170	46,470	-	-	-	-
$\Delta \%$	-	41 %	-59 %	-21 %	34 %	-	-	-	-

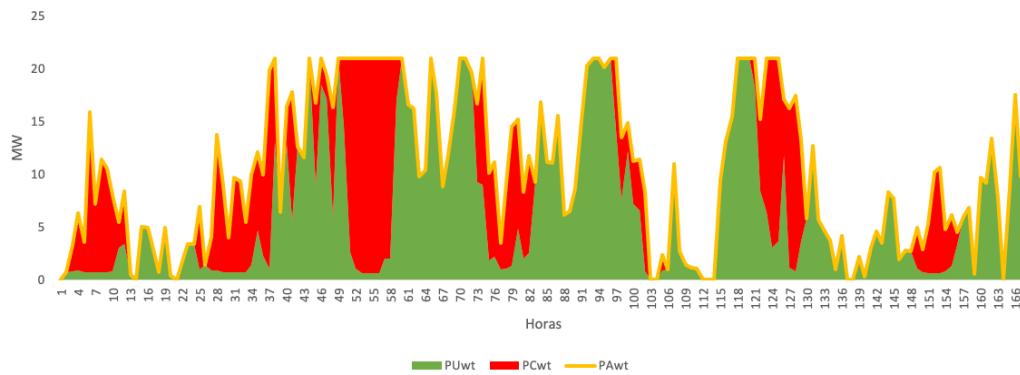


Figura 8.4: Resultados del primer nodo para una semana intermedia sin baterías.

Al realizar una apertura del primer nodo para el modelo sin baterías, se observa como en los periodos en que la potencia generada representada por la curva en amarillo de la Figura 8.4, excede a la curva en verde de potencia utilizada, se debe cortar, lo cual está representado por el área en rojo. Esto afecta directamente al nodo dos, representado en la Figura 8.5, ya que al no existir baterías, la potencia utilizada en el nodo uno P_t^{wU} es la misma que la potencia entregada al sistema del nodo dos P_t^s , representada por la curva en azul. Por esto se puede ver como se satisface la curva de demanda en celeste

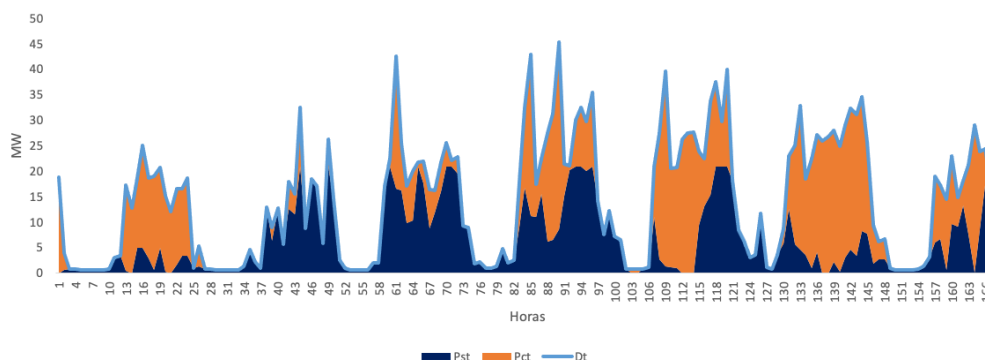


Figura 8.5: Resultados del tercer nodo para una semana intermedia sin baterías.

cuando la curva azul la alcanza, y como crece la demanda insatisfecha representada por el área en naranja cuando la curva de potencia entregada no alcanza la curva de demanda.

En la Figura 8.6 se presenta el comportamiento del modelo con baterías en la semana estudiada, para el primer nodo. Se puede apreciar como con respecto al caso sin baterías, el área de la curva en rojo o demanda cortada disminuye significativamente. Esto se debe a que cuando la potencia producida excede a la demanda, en vez de ser cortada, se utiliza para cargar las baterías.

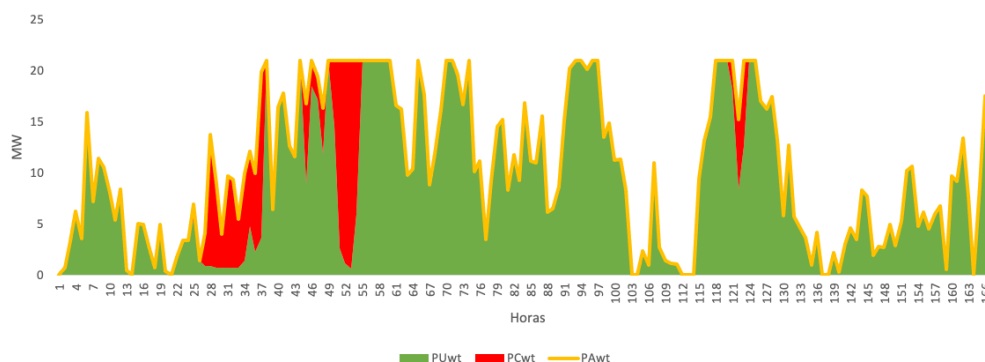


Figura 8.6: Resultados del primer nodo para una semana intermedia con baterías.

Con respecto al nodo tres, en la Figura 8.7, se aprecia como se mantiene una distribución similar para la demanda insatisfecha con respecto al caso sin baterías, a excepción de unos pocos periodos en los que se ve sutilmente disminuida, debido a las descargas de la batería. Un ejemplo de lo anterior se puede apreciar en las primeras horas consideradas, donde el área naranja se ve notoriamente disminuida en el caso con baterías. También en el tercer pic de izquierda a derecha, se puede notar la disminución del área naranja.

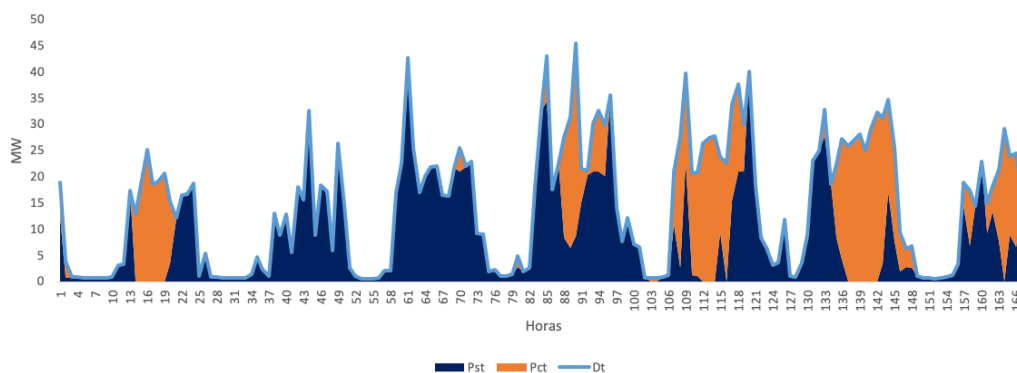


Figura 8.7: Resultados del tercer nodo para una semana intermedia con baterías.

Al utilizar baterías, se hace relevante analizar el comportamiento de su degradación. El evolutivo de este valor se observa en la Figura 8.8, la cual describe una regresión lineal ajustada al 99.5 % de los valores entregados. Utilizando la regresión obtenida, se proyecta la degradación esperada para la batería, considerando que se mantiene los niveles de operación del año evaluado. Se rescata la noción de que la batería agotará su vida útil entre 4 a 5 años antes de lo señalado por el fabricante si mantuviera el mismo nivel de estrés en la batería. Esto impacta en el sistema de costos, ya que se espera pagar la

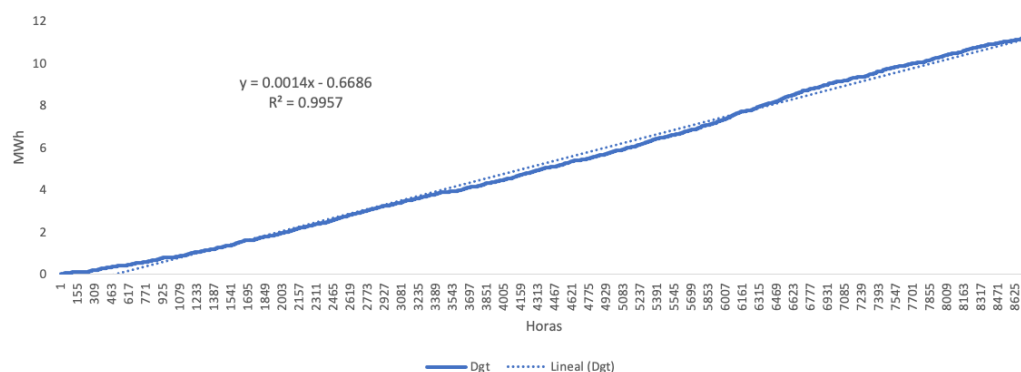


Figura 8.8: Degradación lineal proyectada de la batería.

batería en 15 años, por lo que se sigue pagando luego de que dejen de funcionar. Ahora, ya se ha expresado que lo anterior no ocurre, debido a que la funcionalidad de la batería también se ve mermada por la disminución de capacidad, implicando que al pasar el tiempo las baterías se utilizan menos y por ende disminuye su degradación.

Otro elemento interesante de observar es la energía en la batería. En la Figura 8.9 se puede apreciar el comportamiento de la variable de energía almacenada. Es posible observar en la figura como existen picos de carga y descarga en la batería, además

de como se comporta la energía almacenada en el tiempo, intentando no mantener la energía por muchos periodos, debido a que se debe incurrir en costos de almacenarla. Los fenómenos de autodescarga y pérdidas de energía por ineficiencia son difíciles de observar en esta figura. Aun así, en el caso de la autodescarga, se puede apreciar como se intenta mitigar el efecto generando pequeños puntos de carga para mantener la energía de seguridad de la batería cerca de la hora 26 y 46.

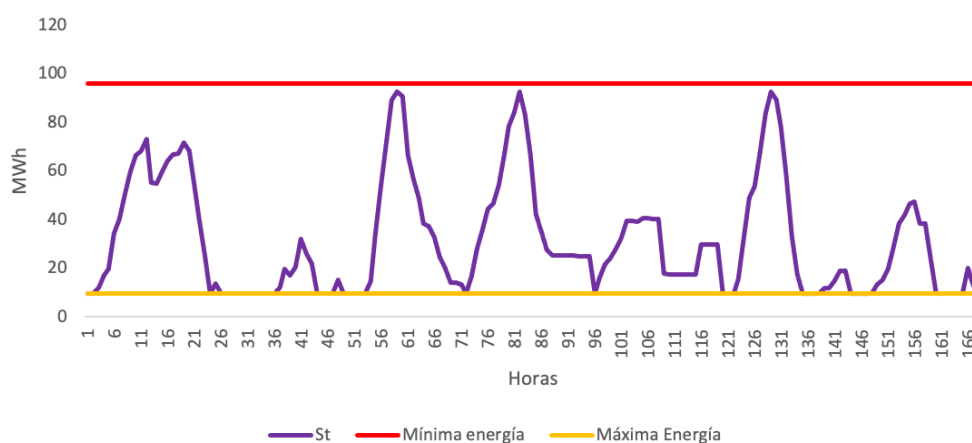


Figura 8.9: Energía en la batería para una semana intermedia.

Para consolidar las pérdidas de energía por ineficiencia de carga y descarga, además de las pérdidas por autodescarga se diseña la Figura 8.10. Se puede rescatar que entre las horas 28 y 34 la pérdida de energía es por autodescarga solamente. Por otra parte, los pic de pérdidas corresponde en gran medida a las ocasionadas por cargar o descargar las baterías.

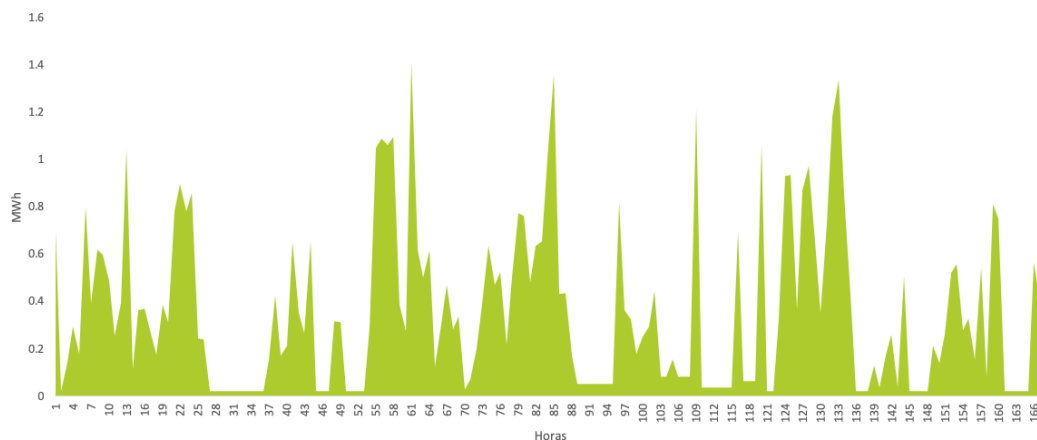


Figura 8.10: Pérdidas de energía por ineficiencias para una semana intermedia

8.4. Comparación de caso con baterías versus el caso sin baterías

Para llevar a cabo la comparación entre ambos casos, se presentan los resultados para los KPI a estudiar de ambos modelos en la Figura 8.11. En esta se puede apreciar con claridad como la eficiencia en la entrega de la potencia generada aumenta más de veinte puntos en el caso con baterías, disminuyendo el nivel de desperdicio en veinticuatro puntos. En menor cantidad, pero reflejando una mejora, se presenta la razón de insatisfacción, la cual disminuye poco más de once puntos en el caso con baterías.

Lo anterior, sumado a los resultados acumulados del modelo, permite evidenciar que la integración de baterías es una medida eficaz para disminuir los cortes de viento y de demanda insatisfecha, además de ser atractivo desde un punto de vista económico.

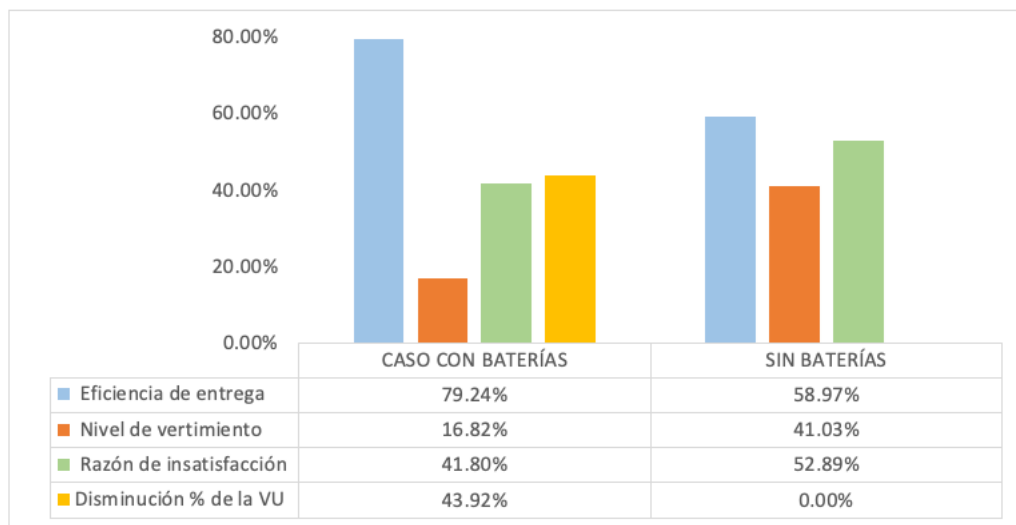


Figura 8.11: Resultados de los indicadores para con baterías versus el caso sin baterías.

8.5. Sensibilización parámetros

Para conocer la dependencia que existe de los resultados anteriores con respecto a alguno de los parámetros del modelo, centrándose en el análisis de las baterías, se realiza la sensibilización de estos con más menos 10 % y 20 % del valor utilizado contra el caso base (con baterías). Además, se analiza el cambio del análisis si se fija o no la cantidad de baterías.

8.5.1. Pendiente de degradación Θ

Al analizar la variación de la función objetivo al sensibilizar la pendiente de degradación, se observa que tanto fijando o no la cantidad de baterías, el resultado general es el mismo, una variación menor al 1 %, disminuyendo el beneficio al aumentar la pendiente

y viceversa.

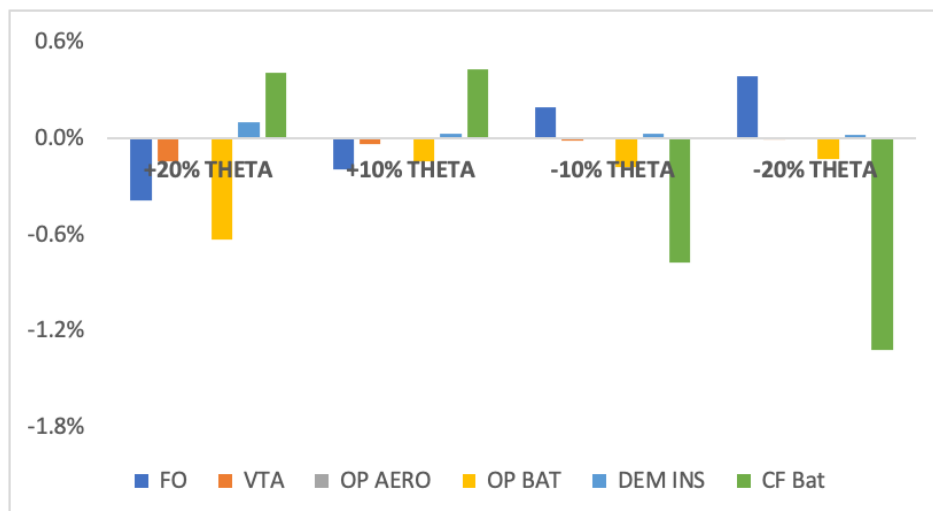


Figura 8.12: Sensibilización de la función objetivo respecto de la pendiente de degradación. Sin fijar N^B .

Por otra parte, analizando los indicadores se puede observar que en ambos casos, el indicador de disminución porcentual de la vida útil varía en la misma proporción cuando la pendiente se aumenta un 20%. En el caso con las baterías fijas, al disminuir y no poder compensar el efecto adquiriendo más baterías, aumenta la intensidad de la degradación llegando a -30% de variación. En el caso sin fijar, al disminuir la pendiente, mantiene el cambio en la degradación de -20%.

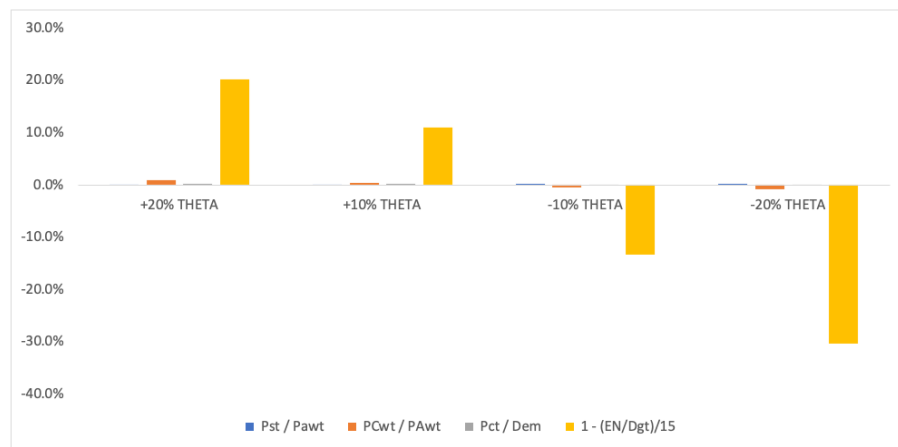


Figura 8.13: Sensibilización de los indicadores respecto de la pendiente de degradación. Fijando N^B .

A pesar del efecto anterior, el valor de la variable acumulada de degradación en ambos casos es la misma, solo que al fijar la batería, la cantidad de energía nominal es diferente, ajustando el resultado.

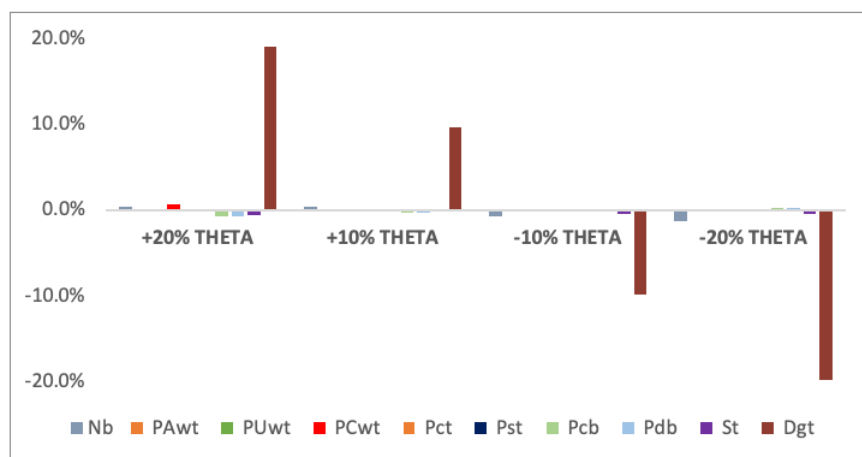


Figura 8.14: Sensibilización de las variables respecto de la pendiente de degradación. Sin fijar N^B .

8.5.2. Costo fijo MW baterías

Al analizar la función objetivo frente a un cambio en el costo fijo de las baterías, se puede apreciar que si se fija la cantidad de MW a instalar, el cambio en el beneficio se debe solamente al encarecimiento o abaratamiento de las baterías, manteniendo el resto de las variables constantes, y por ende los indicadores invariables.

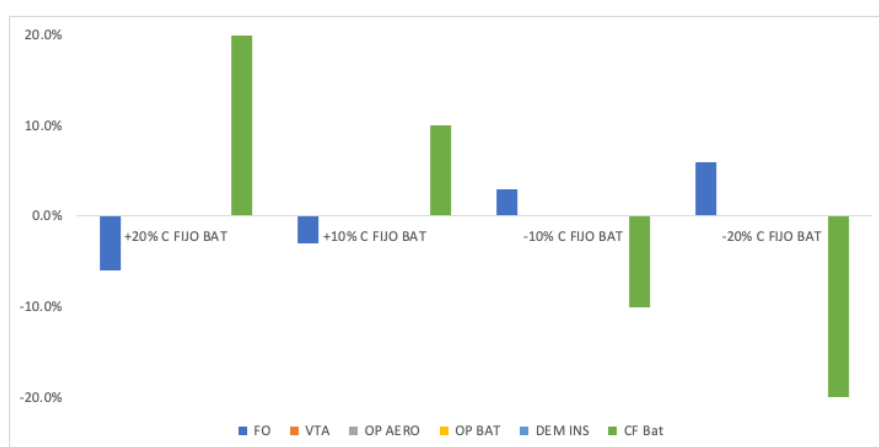


Figura 8.15: Sensibilización de la función objetivo respecto del costo fijo de la batería. Fijando N^B .

Por otro lado, cuando no se fija la cantidad de baterías, el beneficio posee la misma tendencia que en el caso sin baterías, pero esta vez la variación se explica por cambio en el costo operacional de la batería, además de su costo de adquisición. Al aumentar el costo de adquisición se disminuye la cantidad de baterías instaladas, disminuye el costo operacional y cantidad de energía almacenada, traduciéndose en el aumento de la potencia cortada. Al disminuir el costo de adquisición de las baterías, se adquieren una mayor cantidad, almacenando y traspasando más energía, disminuyendo el vertimiento.

Lo anterior se aprecia en detalle al analizar la sensibilización de las variables acumuladas. En estas se puede medir como la cantidad de baterías instaladas y la energía almacenada aumentan más de un 15 % ante una disminución del 20 % del costo, disminuyendo un 10 % el viento vertido. Es interesante notar que al aumentar el costo, el cambio en las variables no es lineal, Puesto que adquirir la cantidad de baterías óptimas se vuelve muy costoso, pero no adquirir las suficientes produce que aumenta el costo por incumplimiento de demanda. Finalmente, el modelo prefiere obtener un menor beneficio, instalando menos baterías, pero sin llegar a un extremo que genere mayores variaciones.

Al mirar los indicadores, se observa como la Razón de insatisfacción disminuye al reducir el costo de las baterías y viceversa. Lo anterior debido a que mientras más baterías se instalan, mayor energía se puede guardar y menos demanda insatisfecha se obtiene. La degradación de la batería sigue la misma tendencia, pero en menor medida.

Lo anterior prevé que la sensibilidad del modelo con respecto al costo de instalación es

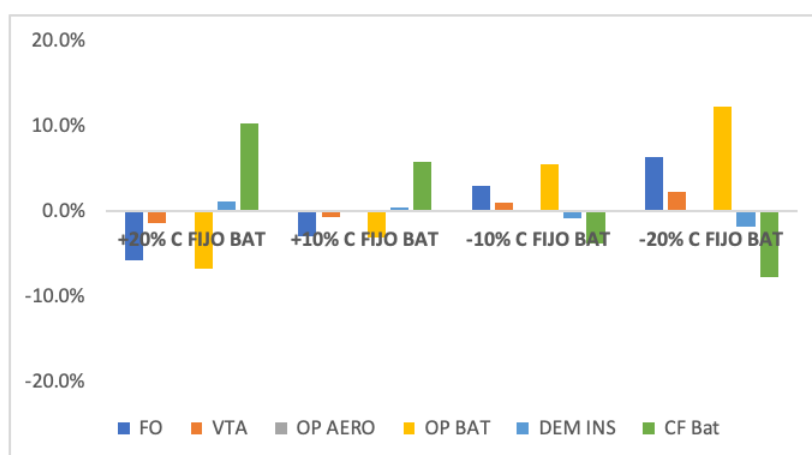


Figura 8.16: Sensibilización de la función objetivo respecto del costo fijo de la batería. Sin fijar N^B .

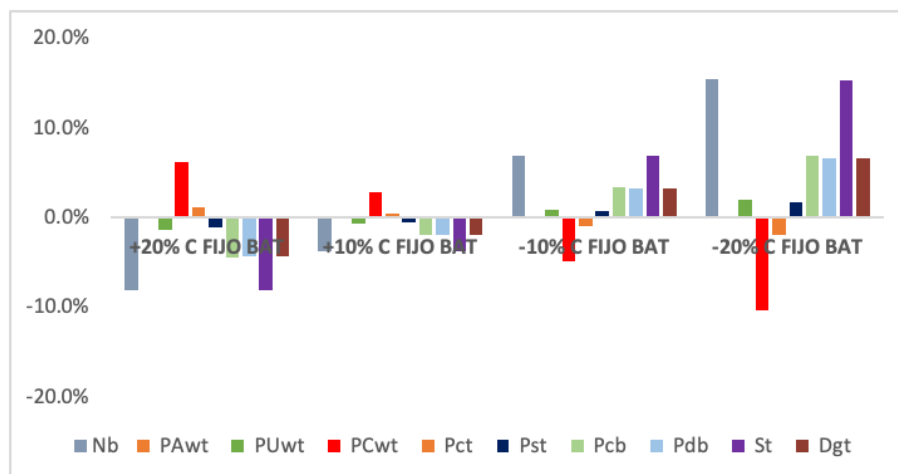


Figura 8.17: Sensibilización de las variables respecto del costo fijo de la batería. Sin fijar N^B .

es alta, llegando a tener una variación promedio en el beneficio total percibido de más menos 204,800 USD, impactando significativamente en la cantidad de viento cortado y en la demanda insatisfecha.

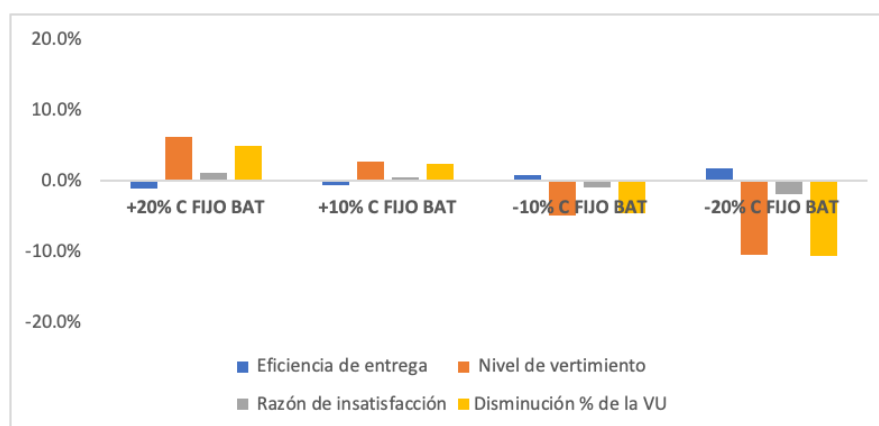


Figura 8.18: Sensibilización de los indicadores respecto del costo fijo de la batería. Sin fijar N^B .

8.5.3. Costo almacenamiento de energía en la batería

Al sensibilizar el costo de almacenamiento, tanto fijando la cantidad de baterías como manteniéndolas variables, se observa como disminuye la cantidad de energía almacenada si el costo sube, buscando mantener el óptimo, y viceversa. Además, en el caso en que no se fija la cantidad de baterías, el modelo opta por instalar una menor cantidad. En este caso, para suavizar la disminución de energía almacenada, el modelo incurre en un aumento del intercambio de energía con la batería, dejándola menos tiempo almacenada. Esto conlleva el aumento del costo operacional de las baterías para gestionar el creciente flujo de energía.

En el caso de la disminución del 20 % la situación es opuesta, se aumenta la cantidad de baterías y se almacena la energía por más tiempo, por lo que no necesita cargar y descargar energía con tanta frecuencia, disminuyendo el costo operacional.

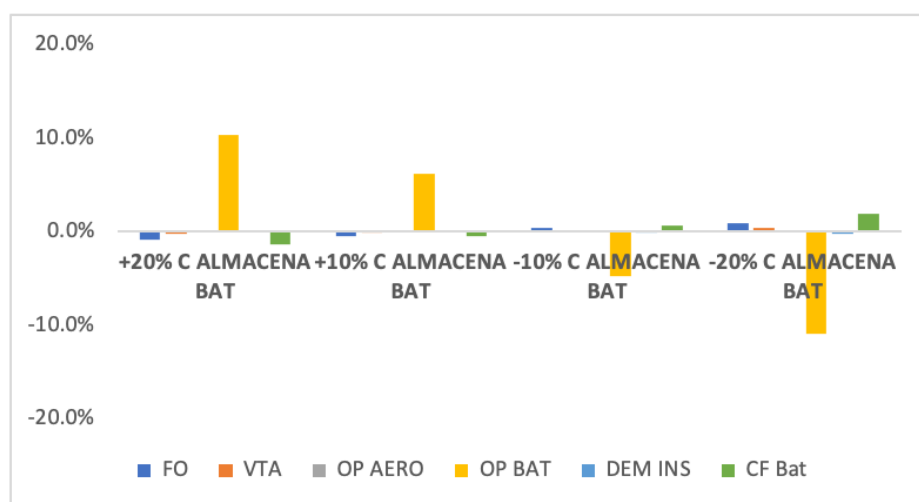


Figura 8.19: Sensibilización de los indicadores respecto del costo almacenamiento de energía. Sin fijar N^B .

A pesar de lo anterior, la variación general del modelo con esta sensibilización es poco relevante, variando el beneficio total promedio en más menos 29.200 USD.

8.6. Análisis del largo plazo

Al realizar el análisis del modelo en el largo plazo utilizando el algoritmo planteado en la Tabla 5.1 se obtiene que el beneficio anual del caso con baterías plasmado en la Tabla 8.20 representa un acumulado de casi 18,800,000 USD. El comportamiento de la función objetivo y sus componentes principales se presenta en la figura 8.20.

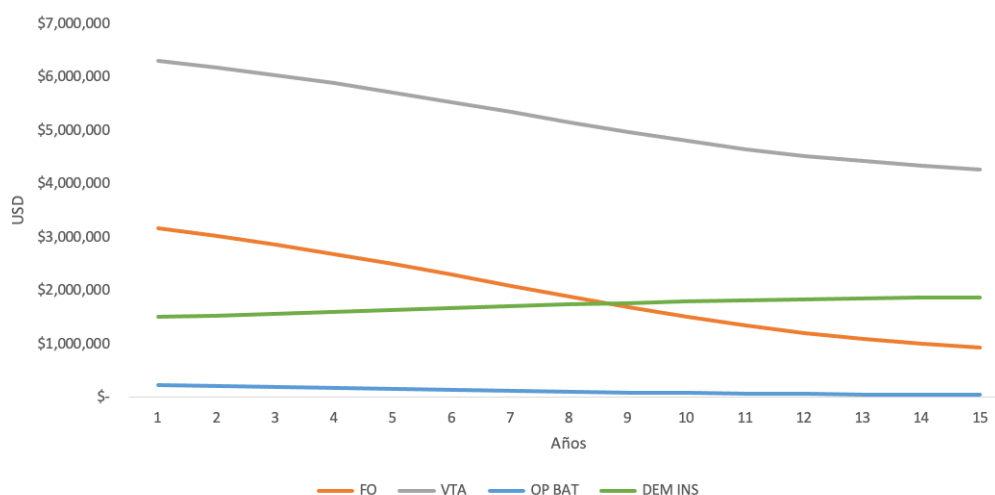


Figura 8.20: Comportamiento de la función objetivo y sus principales ingresos y costos.

Se puede distinguir como la venta de energía disminuye en el tiempo debido a la disminución de la capacidad de almacenaje de las baterías, lo que se puede apreciar en la Figura 8.21. Al disminuir la capacidad de hacer frente a la variabilidad, se genera mayor demanda insatisfecha y vertimiento de energía. Se puede notar también que al utilizar el

algoritmo planteado, la disminución de la energía almacenada en la batería ocurre de forma exponencial decreciente, marcando una asíntota con el mínimo de seguridad de energía de la batería, optimizando su uso para no sobrepasarla.

Esto se puede corroborar al observar el comportamiento acumulado de las variables del modelo 8.22, donde decrece la potencia utilizada para cubrir la demanda. También se puede apreciar que la descarga y carga de energía disminuye, consecuentemente, debido a la disminución de la capacidad de almacenaje.

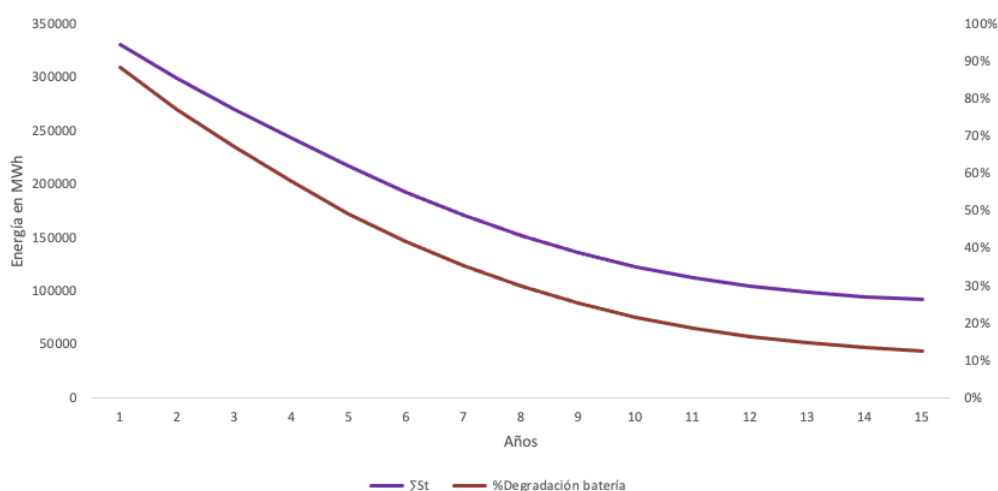


Figura 8.21: Comportamiento de la energía acumulada anual en las baterías y su degradación.

Al analizar en el largo plazo el caso con y sin baterías, persiste la observación inicial de que el caso con baterías entrega un mayor beneficio que el caso sin baterías. Considerando una ganancia esperada traída a valor presente de casi 18,800,000 USD en el caso con batería, poco menos de 1,300,000 dólares por sobre el caso sin baterías.

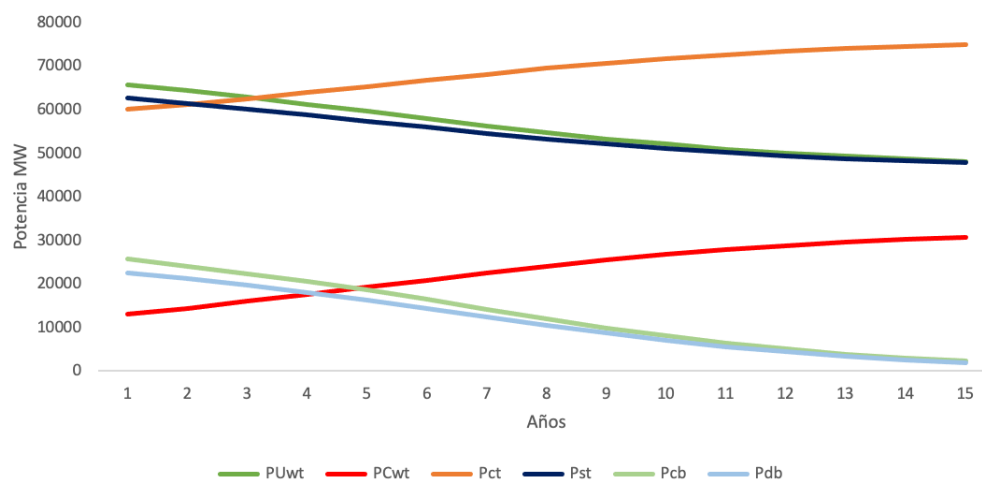


Figura 8.22: Comportamiento de las variables del modelo en cada año

Ahora bien, si se considera la posibilidad de vender las baterías como una porción del precio de compra sobre la base de la vida útil restante y considerando el costo de la batería faltante por pagar, como se presenta en la Tabla C.3, se encuentra un escenario con un óptimo mayor. Si se realiza la venta al inicio de los 9 años y desde entonces ópera el sistema como el modelo sin baterías, se genera un beneficio esperado de poco más de 20,680,000 USD, cerca de 1,800,000 USD más que el caso con baterías puro.

Tabla 8.3: Análisis de los beneficios esperados en el caso con baterías, sin baterías e híbrido

FO ÓPTIMA		Valor	VTA-	Σ FO VP	FO	VP	Σ FO VP	FO	VP
Año		Deuda Baterías		Con BESS	Con BESS		Sin BESS	Sin BESS	
1	\$3,157,162	-\$120,540		\$3,157,162	\$3,157,162		\$2,086,570	\$2,086,570	
2	\$5,899,505	-\$140,919		\$5,899,505	\$2,742,344		\$3,983,452	\$1,896,882	
3	\$8,263,043	-\$151,538		\$8,263,043	\$2,363,538		\$5,707,890	\$1,724,438	
4	\$10,282,706	-\$154,094		\$10,282,706	\$2,019,663		\$7,275,561	\$1,567,671	
5	\$11,990,720	-\$149,949		\$11,990,720	\$1,708,014		\$8,700,716	\$1,425,155	
6	\$13,419,237	-\$140,416		\$13,419,237	\$1,428,516		\$9,996,312	\$1,295,596	
7	\$14,600,934	-\$126,728		\$14,600,934	\$1,181,697		\$11,174,127	\$1,177,814	
8	\$15,568,616	-\$110,214		\$15,568,616	\$967,682		\$12,244,867	\$1,070,740	
9	\$16,449,838	-\$92,179		\$16,355,828	\$787,213		\$13,218,267	\$973,400	
10	\$17,334,747	-\$73,575		\$16,994,938	\$639,110		\$14,103,177	\$884,909	
11	\$18,139,210	-\$55,311		\$17,514,278	\$519,340		\$14,907,640	\$804,463	
12	\$18,870,540	-\$37,976		\$17,938,239	\$423,961		\$15,638,970	\$731,330	
13	\$19,535,386	-\$21,970		\$18,286,978	\$348,739		\$16,303,815	\$664,846	
14	\$20,139,791	-\$7,533		\$18,576,850	\$289,872		\$16,908,220	\$604,405	
15	\$20,689,250	\$5,159		\$18,821,049	\$244,199		\$17,457,679	\$549,459	

9. CONCLUSIONES Y LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

9.1. Conclusiones

Analizando la literatura se identifican distintas visiones y niveles de complejidad para abordar el modelamiento de parques eólicos con baterías. Entre estos se observa que en la mayoría se utilizan variables enteras para representar decisiones de si o no. Lo anterior le entrega un nivel de flexibilidad al modelo con el que se puede representar elementos como la detención de un aerogenerador o la decisión de cargar o no las baterías. El costo de utilizar modelos enteros se traduce en altos tiempos de ejecución, lo que obliga a los experimentadores a disminuir las variables a analizar o a utilizar supuestos que afectan los resultados obtenidos.

En base a la literatura, se desarrolla un modelo lineal que requiera menos recurso computacional para su resolución y que a su vez posea una nivel de flexibilidad cercano al de un modelo entero. Con este modelo se permite observar el funcionamiento de un parque eólico que carga baterías cuando exista más recurso del requerido para satisfacer la demanda. Con la finalidad de incorporar flexibilidad del modelo, se integran elementos relevantes del funcionamiento de este tipo de sistema como la degradación de las baterías, sin elevar de forma significativa los tiempos de resolución. El modelo desarrollado se prueba con data híbrida real/generada con la finalidad de evaluar su rendimiento, donde se puede apreciar que el uso de baterías disminuye el vertimiento de energía y aumenta el nivel de servicio de un parque eólico. Además, se observa como el incluir baterías en el modelo es rentable en el mediano y largo plazo, entregando mejores resultados al vender las batería en un punto intermedio de su vida útil a una porción del costo de adquisición

considerando la capacidad de almacenaje restante.

Lo anterior se puede observar puesto que la energía cortada disminuye un 59 % con el uso de baterías y la demanda insatisfecha cae cerca de 16 %. Lo anterior se refleja en el aumento del beneficio esperado de 1.6 veces en el primer año, lo que corresponde a poco más de \$1,300,000 USD de ingresos. Lo anterior se puede advertir también en los indicadores definidos para medir los cambios en la eficiencia del proceso. Por un lado, la eficiencia de entrega en el primer año sube 20 puntos, llegando a 79,4 %. Por otro, el nivel de vertimiento baja 24 puntos incluyendo baterías en el sistema, lo que significa una mejora significativa en la eficiencia desde el punto de vista de vertimiento. Con respecto a la demanda insatisfecha, se logra una mejora de 11 puntos al incluir BESS, lo que implica un aumento en el nivel de servicio entregado. Con base en estos resultados, es innegable afirmar que la integración de sistemas de almacenamiento de energía permite reducir la energía cortada y la demanda insatisfecha, mejorando la eficiencia y el nivel de servicio de un parque eólico.

Para evaluar la dependencia del modelo a ciertos parámetros relevantes, se realiza una sensibilización. Para determinar las variaciones se utilizan cuatro indicadores definidos en este trabajo, que miden la eficiencia desde distintos puntos de vista, la eficiencia de entrega de la energía, el nivel de vertimiento de energía, la razón con la que se incumple la demanda y el nivel de degradación de la batería. Estos estadísticos reflejan los resultados que intuitivamente se esperan, entregando una medida cuantificable de las diferencias de eficiencia. Cabe destacar que los indicadores se construyen en base a las mediciones que usualmente se utilizan en la literatura.

El primer elemento que es relevante evaluar, es la integración de baterías debido a su elevado costo de adquisición. Ante un aumento del 20 % en el costo se deja de percibir poco menos del 6 % del beneficio, lo que representa cerca de 193,000 USD el primer año; y ante una disminución del 20 % se percibe un aumento del 6.4 % del beneficio, lo que se traduce en un aumento de 216,000 USD el primer año. Lo anterior induce que en promedio la sensibilidad del modelo es de más menos 12 % ante cambios del 20 % del costo de adquisición, confirmando que es un parámetro de interés.

Con respecto al ajuste de las variables, se puede identificar que el cambio es relevante, ya que afecta considerablemente la cantidad de energía almacenada y la cantidad instalada de baterías. En menor medida se ven afectadas las variables de operación y degradación de la batería. Lo anterior se debe a que el modelo compra más baterías cuando son menos costosas, aprovechando de almacenar energía de forma más intensiva; todo esto disminuyendo los cortes de viento. Por otro lado, cuando las baterías son más costosas, el modelo compra una menor cantidad, almacenando y degradando energía en menor medida. Si fijamos la cantidad de baterías a las instaladas en el caso base, el modelo las utiliza en la misma proporción, pero al no poder adquirir más baterías, asume el costo y disminuye el beneficio final, manteniendo el valor de las variables.

El cambio en el beneficio percibido con esta sensibilización es relevante, llegando a 204,800 USD en el rango analizado, variando la cantidad de baterías instaladas en más menos 11.7 %, lo que cobra relevancia al momento de evaluar proyectos con mayor capacidad instalada de baterías, debido a que se puede sobre o subestimar la cantidad necesaria ante un cambio en los costos de adquisición. Por otro lado, al sensibilizar otros parámetros como el costo de almacenamiento de energía en las baterías y la pendiente

de degradación, se puede observar un impacto menos relevante que el detectado con la sensibilización del costo de adquisición. Por un lado, el cambio en el beneficio total percibido para el intervalo evaluado es cerca de 29,300 y 13,100 USD respectivamente. Y por otro, el cambio en la cantidad de baterías instaladas es de más menos 1.6 % y 0.9 % en promedio, respectivamente entre los rangos evaluados, impactando en menor medida el caso económicamente hablando.

En relación con la relevancia del modelo versus el costo computacional en el que se incurre; se puede concluir que para una aproximación es sumamente beneficioso, puesto que permite entregar resultados generales en un promedio de veinticuatro minutos para un año de data, lo que es un periodo más acotado respecto de otros tipos de modelos en la literatura. Al buscar un resultado para el periodo completo de la vida útil de las baterías, la pregunta se vuelve más compleja, y según los tiempos de proyectados en este trabajo, no se justifica el tiempo computacional requerido.

Alternativamente, para evaluar el modelo en el periodo de la vida útil de las baterías, además de determinar la viabilidad económica y comportamiento del modelo en el largo plazo, se utiliza el algoritmo planteado considerando que los parámetros no varían en el tiempo. En este ejercicio se ve que tanto los modelos con y sin baterías permiten entregar resultados económicamente viables, percibiendo cerca de 1,300,000 USD más al instalar las baterías. A su vez, evaluando la posibilidad de vender las baterías en cualquier periodo a una fracción del precio de compra, se encuentra el escenario óptimo considerando la venta al principio del año nueve, obteniendo poco menos de 20,690,000 USD como beneficio. La ejecución del caso de estudio mediante el algoritmo requiere de 7,627 segundo de ejecución, lo que se traduce en poco más de dos horas. Este lapso

de tiempo es perfectamente razonable en comparación a los veinte días que arroja la proyección línea como tiempo de resolución para los quince años de data.

En general, con los resultados obtenidos en este trabajo se puede evidenciar una prometedora oportunidad para incluir, como base de análisis más sofisticados, el funcionamiento operacional de un parque eólico con baterías descrito en el modelo lineal planteado, con la finalidad de entregar resultados con aproximaciones razonables en tiempos computacionales acotados.

9.2. Otras líneas de investigación

A modo de guiar la profundización del trabajo realizado, se presentan algunas líneas de investigación recomendadas.

- En primer lugar, y con respecto al último punto abordado en las conclusiones que habla acerca de los tiempos computacionales para resolver el problema, es que se vuelve relevante estudiar en profundidad otras estrategias de resolución que permitan entregar resultados para horizontes temporales mayores en tiempos computacionales aceptables.
- Lo anterior se vuelve más relevante aún, si se considera un caso de estudio cuyos parámetros correspondan a elementos reales que se engloben en un mismo contexto. Con la finalidad, por ejemplo, de llevar a cabo una evaluación de un proyecto eólico-BESS.
- Así mismo, otra medida de profundización consiste en abordar el problema sin despreciar la variabilidad de los parámetros de demanda, velocidad del viento y el precio. Generar escenarios para ambos parámetros parece ser el siguiente paso para profundizar el modelo presentado, extendiéndose a uno de resolución estocástica.
- Otro desafío consiste en agregar otros elementos que se incluyen en las plantas eólicas con baterías, como la detención de los aerogeneradores cuando no se requiere de energía, considerar los aerogeneradores de forma independiente o considerando elementos como líneas de transmisión o convertidores. Todo lo anterior, sin perder la linealidad del modelo.

Referencias

- Acciona. (2022). Aerogeneradores. https://www.acciona.com/es/energias-renovables/energia-eolica/aerogeneradores/?_adin=02021864894
- CNE, S. I. (2023). Precio Medio de Mercado - Comisión Nacional de Energía. <https://www.cne.cl/precio-medio-de-mercado-2/>
- Del Río, P., & Kiefer, C. P. (2023). Academic research on renewable electricity auctions: Taking stock and looking forward. *Energy Policy*, 173, 113305. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.enpol.2022.113305>
- Del Valle Jorge, A. (2019). Sistemas de almacenamiento masivo de energía con baterías (BESS): Estado actual y tendencias de futuro. <http://hdl.handle.net/10651/56930>
- Diaf, S., Belhamel, M., Haddadi, M., & Louche, A. (2008). Technical and economic assessment of hybrid photovoltaic/wind system with battery storage in Corsica island. *Energy Policy*, 36(2), 743-754. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.enpol.2007.10.028>
- Eryilmaz, S., & Navarro, J. (2022). A decision theoretic framework for reliability-based optimal wind turbine selection. *Reliability Engineering System Safety*, 221, 108291. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.res.2021.108291>
- Fernández, P. (2012). APLICACIONES DEL MODELADO MATEMÁTICO EN PROBLEMAS ENERGÉTICOS: UN RECORRIDO DESDE LA INVESTIGACIÓN A LA CREACIÓN DE EMPRESAS. *Revista de la Academia Colombiana de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales*, 36, 93-103. http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext%5C&pid=S0370-39082012000100008%5C&nrm=iso

- Gautam, A., Warudkar, V., & Bhagoria, J. (2022). Comparison of Weibull parameter estimation methods using LiDAR and mast wind data in an Indian offshore site: The Gulf of Khambhat. *Ocean Engineering*, 266, 112927. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2022.112927>
- Gholami, M., Shahryari, O., Rezaei, N., & Bevrani, H. (2022). Optimum storage sizing in a hybrid wind-battery energy system considering power fluctuation characteristics. *Journal of Energy Storage*, 52, 104634. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.est.2022.104634>
- Global Wind Energy Council, G. W. R. (2022). *Global Wind Report 2022* (inf. téc.). GWEC. <https://gwec.net/global-wind-report-2022/>
- Han, Y., Mi, L., Shen, L., Cai, C., Liu, Y., & Li, K. (2022). A short-term wind speed interval prediction method based on WRF simulation and multivariate line regression for deep learning algorithms. *Energy Conversion and Management*, 258, 115540. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.enconman.2022.115540>
- Han, Y., Liao, Y., Ma, X., Guo, X., Li, C., & Liu, X. (2022). Modeling and optimization of a novel Oxy-fuel/Solar/Wind/Battery power generation system. *Applied Thermal Engineering*, 214, 118862. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2022.118862>
- Hannan, M., Wali, S., Ker, P., Rahman, M. A., Mansor, M., Ramachandaramurthy, V., Muttaqi, K., Mahlia, T., & Dong, Z. (2021). Battery energy-storage system: A review of technologies, optimization objectives, constraints, approaches, and outstanding issues. *Journal of Energy Storage*, 42, 103023. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.est.2021.103023>

- Hauer, I., Balischewski, S., & Ziegler, C. (2020). Design and operation strategy for multi-use application of battery energy storage in wind farms. *Journal of Energy Storage*, 31, 101572. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.est.2020.101572](https://doi.org/10.1016/j.est.2020.101572)
- He, Y., Wang, M., Guang, F., & Zhao, W. (2020). Research on the method of electricity demand analysis and forecasting: the case of China. *Electric Power Systems Research*, 187, 106408. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.epsr.2020.106408](https://doi.org/10.1016/j.epsr.2020.106408)
- Ibrahim, H., Ilinca, A., & Perron, J. (2008). Energy storage systems—Characteristics and comparisons. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 12(5), 1221-1250. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rser.2007.01.023](https://doi.org/10.1016/j.rser.2007.01.023)
- Jamasb, T., Neuhoﬀ, K., Newbery, D. M., & Pollitt, M. G. (2006). Long-term Framework for Electricity Distribution Access Charges. *RePEc: Research Papers in Economics*. <https://doi.org/10.17863/cam.5501>
- Mars, D. S. (2017). Switching from Another Solver to Gurobi. <https://assets.gurobi.com/pdfs/webinars/switching-to-gurobi-webinar-slides.pdf>
- Mena, R., Zio, E., & Viveros, P. (2022). Matérn process-based simulation of wind speed time series. *Energy Conversion and Management*, 266, 115596. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.enconman.2022.115596](https://doi.org/10.1016/j.enconman.2022.115596)
- Moncayo, L. A., & Muñoz, D. F. (2018). Un Sistema de Apoyo para la Enseñanza del Método Simplex y su Implementación en Computadora. *Formación universitaria*, 11, 29-40. http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext%5C&pid=S0718-50062018000600029%5C&nrm=iso
- Nacional, C. E. (s.f.). Demanda Real | Coordinador Eléctrico Nacional. <https://www.coordinador.cl/operacion/graficos/operacion-real/demanda-real/>

- Nagayama, H. (2007). Effects of regulatory reforms in the electricity supply industry on electricity prices in developing countries. *Energy Policy*, 35(6), 3440-3462. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.enpol.2006.12.018>
- Odoi-Yorke, F., Adu, T. F., Ampimah, B. C., & Atepor, L. (2023). Techno-economic assessment of a utility-scale wind power plant in Ghana. *Energy Conversion and Management: X*, 18, 100375. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecmx.2023.100375>
- Steffen, B., & Waidelelch, P. (2022). Determinants of cost of capital in the electricity sector. *Progress in energy*, 4(3), 033001. <https://doi.org/10.1088/2516-1083/ac7936>
- The World Bank, D. (s.f.). Total natural resources rents (% of GDP) | Data. https://data.worldbank.org/indicator/NY.GDP.TOTL.RT.ZS?most_recent_year_desc=false
- Troncoso, E., & Newborough, M. (2011). Electrolysers for mitigating wind curtailment and producing 'green' merchant hydrogen [11th International Conference: "Hydrogen Materials Science Chemistry of Carbon Nanomaterials"]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 36(1), 120-134. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2010.10.047>
- Vargas, S. A., Esteves, G. R. T., Maçaira, P. M., Bastos, B. Q., Cyrino Oliveira, F. L., & Souza, R. C. (2019). Wind power generation: A review and a research agenda. *Journal of Cleaner Production*, 218, 850-870. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.02.015>
- Wärtsilä. (2020). Future-Proofing Energy Storage. https://storage.wartsila.com/wp-content/uploads/2020/12/Future-Proofing-Energy-Storage_WP_Wa%5C%CC%5C%88rtsila%5C%CC%5C%88-ESO_2020_A4.pdf

- Wartsila. (2020). Future-Proofing Energy Storage. https://storage.wartsila.com/wp-content/uploads/2020/12/Future-Proofing-Energy-Storage_WP_Wa%5C%CC%5C%88rtsila%5C%CC%5C%88-ESO_2020_A4.pdf
- Wolak, F. A. (2000). Market Design and Price Behavior in Restructured Electricity Markets: An International Comparison. *Springer US eBooks*, 127-152. https://doi.org/10.1007/978-1-4615-4529-3_{_}8
- Xu, B., Zhao, J., Zheng, T., Litvinov, E., & Kirschen, D. (2017). Factoring the Cycle Aging Cost of Batteries Participating in Electricity Markets. *IEEE Transactions on Power Systems, PP*. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2017.2733339>
- Zhang, B., Xu, G., & Zhang, Z. (2022). A holistic robust method for optimizing multi-timescale operations of a wind farm with energy storages. *Journal of Cleaner Production, 356*, 131793. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.131793>
- Zhang, H., Yang, J., Ren, X., Wu, Q., Zhou, D., & Elahi, E. (2020). How to accommodate curtailed wind power: A comparative analysis between the US, Germany, India and China. *Energy Strategy Reviews, 32*, 100538. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.esr.2020.100538>

A. Proyección los tiempos de resolución

Tabla A.1: Proyección con tendencia potencial del tiempo de ejecución

Datos		Tiempo de Resolución Potencia					Método
HRS	AÑOS	TIME RESOLV	DÍAS	HR	MIN	SEG	
1,095	0.1	12	-	-	-	12	Empírico
2,190	0.3	43	-	-	-	43	Empírico
4,380	0.5	199	-	-	3	19	Empírico
8,760	1.0	1,108	-	-	18	28	Empírico
10,950	1.3	1,656	-	-	27	36	Empírico
13,140	1.5	13,140	-	3	39	-	Empírico
17,520	2.0	10,886	-	3	1	26	Regresión
43,800	5.0	110,569	1	6	42	49	Regresión
131,400	15.0	2.E + 06	20	14	46	60	Regresión
175,200	20.0	4.E + 06	42	16	28	29	Regresión

Tabla A.2: Proyección con tendencia exponencial del tiempo de ejecución

Datos		Tiempo de Resolución Exponencial					
HRS	AÑOS	TIME RESOLV	DÍAS	HR	MIN	SEG	Método
1,095	0.1	12	-	-	-	12	Empírico
2,190	0.3	43	-	-	-	43	Empírico
4,380	0.5	199	-	-	3	19	Empírico
8,760	1.0	1,108	-	-	18	28	Empírico
10,950	1.3	1,656	-	-	27	36	Empírico
13,140	1.5	13,140	-	3	39	-	Empírico
17,520	2.0	91,875	1	1	31	15	Regresión
43,800	5.0	$7.E + 10$	755,546	1	38	48	Regresión
131,400	15.0	$2.E + 30$	$2.E + 25$	$2.E + 11$	-	-	Regresión
175,200	20.0	$1.E + 40$	$1.E + 35$	$-2.E + 21$	-	-	Regresión

B. Tablas de resultados para un año de resolución

Tabla B.1: Tiempos de ejecución de los escenarios evaluados

DESCRIPCIÓN	Parámetros de Ejecución					
	Horas Eje- cutadas	Meses Refe- renciados	Timepo de resolu- ción en segundos	HR	MIN	SEG
CASO BASE	8760	12	1068	0	17	48
SIN BATERÍAS	8760	12	981	0	16	21
+20 % Θ	8760	12	1164	0	19	24
+10 % Θ	8760	12	1388	0	23	8
-10 % Θ	8760	12	1081	0	18	1
-20 % Θ	8760	12	1916	0	31	56
+20 % CF^B	8760	12	1042	0	17	22
+10 % CF^B	8760	12	1132	0	18	52
-10 % CF^B	8760	12	1107	0	18	27
-20 % CF^B	8760	12	1071	0	17	51
+20 % CE^B	8760	12	3321	0	55	21
+10 % CE^B	8760	12	1162	0	19	22
-10 % CE^B	8760	12	1309	0	21	49
-20 % CE^B	8760	12	2271	0	37	51

Tabla B.2: Parámetros de ejecución de los escenarios evaluados

DESCRIPCIÓN	Variables y Parámetros					
	CANT AER	N^B	CF^B	Θ	$EN * N^B$	CE^B
CASO BASE	10	18.891	800000	0.0005	94	0.45
SIN BATERÍAS	10	0.000	800000	0.0005	0	0.45
+20 % Θ	10	18.967	800000	0.0006	95	0.45
+10 % Θ	10	18.971	800000	0.00055	95	0.45
-10 % Θ	10	18.745	800000	0.00045	96	0.45
-20 % Θ	10	18.641	800000	0.0004	93	0.45
+20 % CF^B	10	17.378	960000	0.0005	87	0.45
+10 % CF^B	10	18.183	880000	0.0005	91	0.45
-10 % CF^B	10	20.199	720000	0.0005	101	0.45
-20 % CF^B	10	21.810	640000	0.0005	109	0.45
+20 % CE^B	10	18.625	800000	0.0005	93	0.54
+10 % CE^B	10	18.798	800000	0.0005	94	0.50
-10 % CE^B	10	19.014	800000	0.0005	95	0.41
-20 % CE^B	10	19.245	800000	0.0005	96	0.36

Tabla B.3: Resultados acumulados de la función objetivo para los escenarios evaluados

DESCRIPCIÓN	Ingreso y Costos Totales					
	FO	VTA	OP AERO	OP BAT	DEM INS	CF Bat
CASO BASE	\$ 3,397,627	\$ 6,291,265	\$ 394,008	\$ 227,970	\$ 1,264,144	\$ 1,007,516
SIN BATERÍAS	\$ 2,086,570	\$ 4,080,146	\$ 394,008	\$ -	\$ 1,599,568	\$ -
+20 % Θ	\$ 3,384,425	\$ 6,281,952	\$ 394,008	\$ 226,530	\$ 1,265,393	\$ 1,011,597
+10 % Θ	\$ 3,391,019	\$ 6,288,860	\$ 394,008	\$ 227,636	\$ 1,264,421	\$ 1,011,776
-10 % Θ	\$ 3,404,185	\$ 6,289,953	\$ 394,008	\$ 227,562	\$ 1,264,487	\$ 999,711
-20 % Θ	\$ 3,410,650	\$ 6,290,924	\$ 394,008	\$ 227,665	\$ 1,264,410	\$ 994,191
+20 % CF^B	\$ 3,204,410	\$ 6,201,577	\$ 394,008	\$ 212,605	\$ 1,278,342	\$ 1,112,213
+10 % CF^B	\$ 3,299,047	\$ 6,251,229	\$ 394,008	\$ 220,922	\$ 1,270,526	\$ 1,066,726
-10 % CF^B	\$ 3,501,477	\$ 6,359,182	\$ 394,008	\$ 240,800	\$ 1,253,333	\$ 969,564
-20 % CF^B	\$ 3,614,048	\$ 6,435,621	\$ 394,008	\$ 256,026	\$ 1,240,973	\$ 930,566
+20 % CE^B	\$ 3,368,769	\$ 6,274,017	\$ 394,008	\$ 251,507	\$ 1,266,399	\$ 993,334
+10 % CE^B	\$ 3,381,467	\$ 6,285,222	\$ 394,008	\$ 242,152	\$ 1,265,041	\$ 1,002,553
-10 % CE^B	\$ 3,410,723	\$ 6,298,994	\$ 394,008	\$ 216,961	\$ 1,263,200	\$ 1,014,103
-20 % CE^B	\$ 3,427,348	\$ 6,311,980	\$ 394,008	\$ 202,959	\$ 1,261,251	\$ 1,026,414

Tabla B.4: Resultados de las variables acumuladas para los escenarios evaluados

DESCRIPCIÓN	Resultados Variables Totales									
	N^B	P_t^{wA}	P_t^{wU}	P_t^{wC}	P_t^c	P_t^s	P_t^{CB}	P^{DB}	S_t	Dg_t
CASO BASE	18.89	78,802	65,548	13,254	60,197	62,443	25,562	22,457	325,193	11.23
SIN BATERÍAS	-	78,802	46,470	32,331	76,170	46,470	-	-	-	-
+20 % Θ	18.97	78,802	65,465	13,336	60,257	62,383	25,366	22,284	323,391	13.37
+10 % Θ	18.97	78,802	65,528	13,274	60,211	62,429	25,498	22,400	324,911	12.32
-10 % Θ	18.74	78,802	65,533	13,268	60,214	62,426	25,600	22,494	324,005	10.12
-20 % Θ	18.64	78,802	65,540	13,261	60,210	62,430	25,635	22,525	323,985	9.01
+20 % CF^B	17.38	78,802	64,713	14,089	60,873	61,767	24,438	21,492	298,940	10.75
+10 % CF^B	18.18	78,802	65,173	13,628	60,501	62,139	25,077	22,042	312,931	11.02
-10 % CF^B	20.20	78,802	66,189	12,612	59,683	62,957	26,425	23,193	347,665	11.60
-20 % CF^B	21.81	78,802	66,918	11,884	59,094	63,546	27,331	23,959	375,184	11.98
+20 % CE^B	18.63	78,802	65,402	13,400	60,305	62,335	25,355	22,288	315,765	11.14
+10 % CE^B	18.80	78,802	65,493	13,309	60,240	62,400	25,513	22,420	321,334	11.21
-10 % CE^B	19.01	78,802	65,611	13,191	60,152	62,488	25,662	22,539	329,315	11.27
-20 % CE^B	19.25	78,802	65,727	13,074	60,060	62,580	25,794	22,648	335,023	11.32

Tabla B.5: Resultados de los indicadores para los escenarios evaluados

DESCRIPCIÓN	KPI			
	Eficiencia de entrega	de Nivel de vertimiento	Razón de insatisfacción	Disminución % de la VU
CASO BASE	79.24 %	16.82 %	41.80 %	43.92 %
SIN BATERÍAS	58.97 %	41.03 %	52.89 %	-
+20 % Θ	79.16 %	16.92 %	41.84 %	52.71 %
+10 % Θ	79.22 %	16.84 %	41.81 %	48.67 %
-10 % Θ	79.22 %	16.84 %	41.81 %	36.99 %
-20 % Θ	79.22 %	16.83 %	41.81 %	31.04 %
+20 % CF^B	78.38 %	17.88 %	42.27 %	46.09 %
+10 % CF^B	78.85 %	17.29 %	42.01 %	45.01 %
-10 % CF^B	79.89 %	16.01 %	41.44 %	41.94 %
-20 % CF^B	80.64 %	15.08 %	41.04 %	39.31 %
+20 % CE^B	79.10 %	17.00 %	41.88 %	44.29 %
+10 % CE^B	79.19 %	16.89 %	41.83 %	44.10 %
-10 % CE^B	79.30 %	16.74 %	41.77 %	43.76 %
-20 % CE^B	79.42 %	16.59 %	41.71 %	43.35 %

C. Resultados del modelo proyectado a 15 años

Tabla C.1: Tiempos de ejecución de cada año

DESCRIPCIÓN	Parámetros de Ejecución					
	Horas Eje- cutadas	Meses Refe- renciados	Timepo de resolu- ción en segundos	HR	MIN	SEG
CASO BASE	8760	12	1068	0	17	48
2	8760	12	447	0	7	27
3	8760	12	434	0	7	14
4	8760	12	440	0	7	20
5	8760	12	466	0	7	46
6	8760	12	457	0	7	37
7	8760	12	461	0	7	41
8	8760	12	494	0	8	14
9	8760	12	501	0	8	21
10	8760	12	479	0	7	59
11	8760	12	448	0	7	28
12	8760	12	493	0	8	13
13	8760	12	504	0	8	24
14	8760	12	469	0	7	49
15	8760	12	466	0	7	46

Tabla C.2: Optimización del modelo para cada año en valor presente

Año	Ingreso y Costos Totales Anuales					
	FO VP	FO	VTA	OP AERO	OP BAT	DEM INS
1	\$ 3,157,162	\$ 3,157,162	\$ 6,310,477	\$ 394,008	\$ 231,219	\$ 1,500,960
2	\$ 2,742,344	\$ 3,016,578	\$ 6,179,664	\$ 394,008	\$ 211,451	\$ 1,530,500
3	\$ 2,363,538	\$ 2,859,881	\$ 6,037,134	\$ 394,008	\$ 192,856	\$ 1,563,262
4	\$ 2,019,663	\$ 2,688,171	\$ 5,881,796	\$ 394,008	\$ 174,859	\$ 1,597,631
5	\$ 1,708,014	\$ 2,500,704	\$ 5,711,274	\$ 394,008	\$ 156,817	\$ 1,632,618
6	\$ 1,428,516	\$ 2,300,640	\$ 5,528,351	\$ 394,008	\$ 139,087	\$ 1,667,488
7	\$ 1,181,697	\$ 2,093,449	\$ 5,339,252	\$ 394,008	\$ 122,065	\$ 1,702,603
8	\$ 967,682	\$ 1,885,738	\$ 5,148,541	\$ 394,008	\$ 106,359	\$ 1,735,308
9	\$ 787,213	\$ 1,687,460	\$ 4,966,457	\$ 394,008	\$ 92,747	\$ 1,765,114
10	\$ 639,110	\$ 1,506,987	\$ 4,800,292	\$ 394,008	\$ 81,086	\$ 1,791,083
11	\$ 519,340	\$ 1,347,034	\$ 4,653,154	\$ 394,008	\$ 71,293	\$ 1,813,693
12	\$ 423,961	\$ 1,209,609	\$ 4,526,911	\$ 394,008	\$ 63,368	\$ 1,832,797
13	\$ 348,739	\$ 1,094,493	\$ 4,421,359	\$ 394,008	\$ 56,996	\$ 1,848,734
14	\$ 289,872	\$ 1,000,718	\$ 4,335,606	\$ 394,008	\$ 52,018	\$ 1,861,734
15	\$ 244,199	\$ 927,344	\$ 4,269,190	\$ 394,008	\$ 48,343	\$ 1,872,368

Tabla C.3: Cálculo del valor de venta de las baterías en cada año

Año	Deuda Baterías	Valor VTA Baterías	Degradación Baterías MWh	Degradación Acumulada MWh	% Degradación Baterías	Valor VTA - Deuda Bate- rías
1	\$ 746,667	\$ 626,127	11.3	11.3	88.3 %	-\$120,540
2	\$ 630,303	\$ 489,384	10.6	21.9	77.3 %	-\$140,919
3	\$ 528,926	\$ 377,388	9.8	31.7	67.1 %	-\$151,538
4	\$ 440,771	\$ 286,677	9.0	40.7	57.7 %	-\$154,094
5	\$ 364,274	\$ 214,325	8.2	48.9	49.2 %	-\$149,949
6	\$ 298,042	\$ 157,626	7.2	56.1	41.7 %	-\$140,416
7	\$ 240,842	\$ 114,114	6.2	62.3	35.3 %	-\$126,728
8	\$ 191,579	\$ 81,365	5.2	67.6	29.8 %	-\$110,214
9	\$ 149,282	\$ 57,104	4.4	71.9	25.3 %	-\$92,179
10	\$ 113,093	\$ 39,518	3.5	75.4	21.6 %	-\$73,575
11	\$ 82,249	\$ 26,938	2.8	78.3	18.7 %	-\$55,311
12	\$ 56,079	\$ 18,103	2.2	80.4	16.5 %	-\$37,976
13	\$ 33,987	\$ 12,017	1.7	82.1	14.7 %	-\$21,970
14	\$ 15,449	\$ 7,916	1.3	83.4	13.4 %	-\$7,533
15	\$ -	\$ 5,159	0.9	84.3	12.4 %	\$5,159