

Modelo Híbrido de Simulación para la Implementación del Servicio Complementario de Capacidad de Operación por Islas Utilizando Dinámica de Sistemas y Aprendizaje Automático

Hybrid simulation model for Implementation of Island Operation Capability Ancillary Service Using Systems Dynamics and Machine learning

Juan David MARÍN Jiménez [1](#); Sandra Ximena CARVAJAL Quintero [2](#)

Recibido: 28/06/2017 • Aprobado: 27/07/2017

Contenido

- [1. Introducción](#)
 - [2. Capacidad de Operación por Islas como servicio complementario en las redes de distribución](#)
 - [3. Metodología híbrida](#)
 - [4. Estudio de caso: implementación del servicio complementario COI en el mercado eléctrico colombiano](#)
 - [5. Análisis de Resultados](#)
 - [6. Conclusiones](#)
- [Agradecimientos](#)
[Referencias bibliográficas](#)

RESUMEN:

En el artículo se presenta el análisis dinámico y la propuesta de remuneración para la prestación del servicio complementario de capacidad de operación por islas. Dicho servicio complementario se presenta como un servicio de soporte que tiene la capacidad de aumentar la confiabilidad en los sistemas eléctricos de distribución y reducir los tiempos de restablecimiento luego de un apagón. La metodología híbrida permite analizar integralmente el comportamiento dinámico de la implementación del servicio complementario de capacidad de operación por islas.

Palabras clave Capacidad de Operación por Islas, Servicio Complementario, Dinámica de Sistemas, Aprendizaje Automático

ABSTRACT:

This paper shows a dynamic analysis and remuneration proposal for the implementation of island operation capability ancillary service. Such ancillary service is presented like a support service which have potential of increase reliability in distribution systems and reduce restoring times after an outage. Hybrid methodology allow integrity analyze dynamic behavior of the implementation of ancillary service of island operation capability.

Keywords Island Operation Capability, Ancillary Service, System Dynamics, Machine Learning

1. Introducción

La necesidad de tener un suministro continuo, seguro, confiable, amigable con el medio ambiente y a un precio justo, son los principales factores que se consideran para la creación de políticas energéticas y escenarios regulatorios a nivel mundial (Council, 2015). Se estima que cerca del 70% de las interrupciones del servicio, se presentan entre los niveles de tensión entre 1 kV y 22 kV (DTI, 2005), indicando con esto que son los sistemas eléctricos de distribución el segmento donde se originan las mayores interrupciones a los usuarios. Las empresas operadoras de los sistemas eléctricos de distribución se esfuerzan en optimizar sus inversiones y crear programas de mantenimiento que permitan lograr unos índices adecuados en la confiabilidad y seguridad

del suministro (ASOCODIS, 2014).

La liberalización del mercado eléctrico, se encuentra caracterizada principalmente por la separación del negocio de transmisión y generación. Dicha liberalización presenta como resultado la necesidad de reconocer los servicios de soporte al sistema, conocidos como *servicios complementarios*, los cuales tienen como objetivo mantener el sistema eléctrico de potencia en unos rangos seguros de operación y con unos índices adecuados de confiabilidad (Kirby, 2007).

Los servicios complementarios pueden prestarse como requisitos técnicos obligatorios por la conexión al sistema eléctrico, ser remunerados mediante cargos regulados, contratarse directamente su prestación o ser asignados mediante mecanismos de mercado (ASOCODIS, 2016). El pago por los servicios complementarios que involucran capacidad de generación, provee una remuneración adicional que contribuye a la recuperación de los costos fijos de generación, mejorando la confiabilidad del sistema, tanto en el corto plazo con la prestación del servicio como en el largo plazo al contribuir a mantener un margen de reserva de generación necesario. Finalmente, se destaca que el uso de mecanismos de mercado para la asignación de servicios complementarios asegura su provisión competitiva a mínimo costo, señalando que no todos los servicios complementarios tienen condiciones técnicas para competir en igualdad de condiciones.

La GD tiene la capacidad para ofrecer servicios complementarios a los sistemas de distribución. Dentro de los servicios complementarios ofrecidos por GD, se encuentra el servicio complementario de capacidad de operación por islas (COI), definido como la capacidad de una fracción del sistema para operar autónomamente en caso de una falla o mantenimiento, conservando los niveles de calidad, seguridad y confiabilidad en el suministro de energía (ENTSO-E, 2015). Adicionalmente, el servicio complementario COI es ofrecido por generadores distribuidos con capacidad de operar aisladamente, que disponen de un control robusto de frecuencia y de tensión, al igual que un sistema de comunicaciones que permita su monitoreo y control remoto.

Reglamentar la operación por islas en los sistemas eléctricos de distribución, presenta una incertidumbre técnica y económica, para lo cual es necesario cuantificar todas las ventajas teóricas que se le atribuyen a este tipo de operación. De éste modo, la remuneración por la prestación de dicho servicio complementario se convierte en un problema dinámico altamente complejo el cual considera aspectos sociales, económicos, técnicos y de mercado.

En el artículo se presenta el análisis dinámico de la prestación del servicio complementario *COI* considerando las relaciones causales las variables relacionadas con la prestación de dicho servicio complementario. Luego se presenta una propuesta de pago para implementar el Servicio Complementario de COI. Se asume que el sistema de distribución cuenta con señales regulatorias claras que permitan una integración de DER y una *operación avanzada* que permita la operación por islas. En la sección 2 se determina la propuesta de remuneración de dicho servicio complementario, en la sección 3 se presenta el estudio del problema a través de dinámica de sistemas con sus respectivos estudio de caso y finalmente en las secciones 4 y 5 se presenta una discusión de la propuesta de pago y las conclusiones de la implementación del servicio complementario de capacidad de operación por islas.

2. Capacidad de Operación por Islas como servicio complementario en las redes de distribución

La flexibilización de la operación de los sistemas eléctricos de distribución se ha mejorado a través de la automatización y a la construcción de anillos abiertos que permiten en determinados casos, operar desde otro punto de alimentación (Palizban, Kauhaniemi, & Guerrero, 2014)). Para mejorar la confiabilidad, es necesario reconocer y analizar los factores que causan las interrupciones en los sistemas eléctricos de distribución y de éste modo generar acciones que permitan la reducción de los eventos.

El servicio complementario COI se presenta como un servicio de soporte ofrecido por los generadores. También se considera como una alternativa de operación de los sistemas eléctricos de distribución que tiene la posibilidad de aumentar la confiabilidad (Granfors, 2010). Sin embargo, es necesario invertir en automatizar la infraestructura eléctrica. Lo anterior justifica que los agentes generadores reciban una remuneración adicional por estar disponibles para prestar el servicio de soporte. A continuación se presentan el mecanismo propuesto de remuneración del servicio complementario.

2.1. Mecanismo de remuneración del servicio complementario COI

El mecanismo de remuneración, utiliza el esquema de precios de pago de servicios para reservas operativas a corto plazo o servicios complementarios propuesto por (Stoft, 2002). La propuesta se compone de una componente fija, donde se paga por estar disponible según la capacidad de potencia instalada; y una componente variable, donde se paga por operación. El pago por operación del servicio complementario de COI depende de parámetros variables, que incluyen las características técnicas de la operación de la GD y el impacto asociado a las redes de distribución. Particularmente, considerando que el servicio complementario

COI tiene el potencial para *reducir pérdidas del sistema de distribución, disminuir la demanda no atendida y disminuir la energía no suministrada* (Abbasi & Hosseini, 2016). De éste modo, se presenta la propuesta metodológica para remunerar el servicio complementario COI a partir de tarifas no lineales cuyo principal función objetivo es el beneficio del bienestar social.

La demanda no atendida presenta unos valores máximos y de referencia en diferentes operadores de sistemas de distribución en Colombia (ASOCODIS, 2014), para efectos del estudio se determina un valor medio. A medida que se implemente el servicio complementario COI dicha demanda no atendida tiende a reducirse. Adicionalmente los sistemas eléctricos de distribución presentan unas pérdidas técnicas de referencia las cuales pueden ser optimizadas al habilitar el servicio complementario de COI. Finalmente se presenta la energía no suministrada por la GD, dicha energía no suministrada se encuentra relacionada con el concepto de generación atrapada que ocurre en los casos cuya generación se instala sobre sistemas de distribución radiales, de modo que dicho valor depende de la confiabilidad del sistema de distribución al que se conecta la GD.

En la ecuación (1) se presenta la propuesta de pago para el servicio complementario COI. La propuesta de pago se compone de dos elementos principales, una componente fija y una componente variable.

$$Remuneracion_{COI} = (x_{COI})(P_F + \kappa P_V) \quad x_{COI} \geq 0 \quad (1)$$

Donde (x_{COI}) representa la capacidad instalada del servicio complementario, (P_F) representa el precio fijo pagado por disponibilidad, (κ) representa un parámetro que depende de las condiciones técnicas donde se encuentre la planta de generación que suministra el servicio complementario COI y (P_V) representa el precio variable que representa el pago por uso.

En las ecuaciones (2) y (3) se representa la composición del parámetro técnico propuesto para la remuneración del servicio complementario. Dicha propuesta incluye factores técnicos que representan los beneficios del servicio complementario COI en un sistema eléctrico de distribución. Por ejemplo, dos plantas de generación que suministren el servicio complementario COI a un mismo sistema eléctrico de distribución, pueden tener ingresos diferentes según los beneficios técnicos que aporte cada planta a la reducción de pérdidas, DNA y ENS.

$$\kappa = \frac{\lambda_{COI}}{1 + \lambda_{COI}} \quad (2)$$

$$\lambda_{COI} = \lambda_{PE} + \lambda_{GNA} + \lambda_{ENS} \quad (3)$$

Donde, λ_{COI} es la sumatoria de parámetros técnicos asociados a la planta que afectan el sistema eléctrico de distribución. (λ_{PE}) se relaciona con el porcentaje de pérdidas que se reducen en el sistema eléctrico de distribución por suministrar el servicio complementario, (λ_{DNA}) es la capacidad que tiene la planta que ofrece el servicio complementario para disminuir la GNA en un sistema eléctrico de distribución, finalmente (λ_{ENS}) es la capacidad que tiene la planta que suministro el servicio complementario COI para disminuir la ENS.

Para determinar las relaciones de las variables técnicas y económicas en un entorno de mercado, se propone generar un micromundo virtual que permita evaluar el impacto técnico, económico y regulatorio de la remuneración del servicio complementario COI en el tiempo. La representación del modelo del mercado eléctrico y la simulación de la propuesta de pago para la implementación del servicio complementario COI es realizada a través de la metodología dinámica de sistemas. Dicha metodología permite simular el comportamiento de la propuesta de implementación a largo plazo, identificando las principales variables del sistema y su comportamiento dinámico.

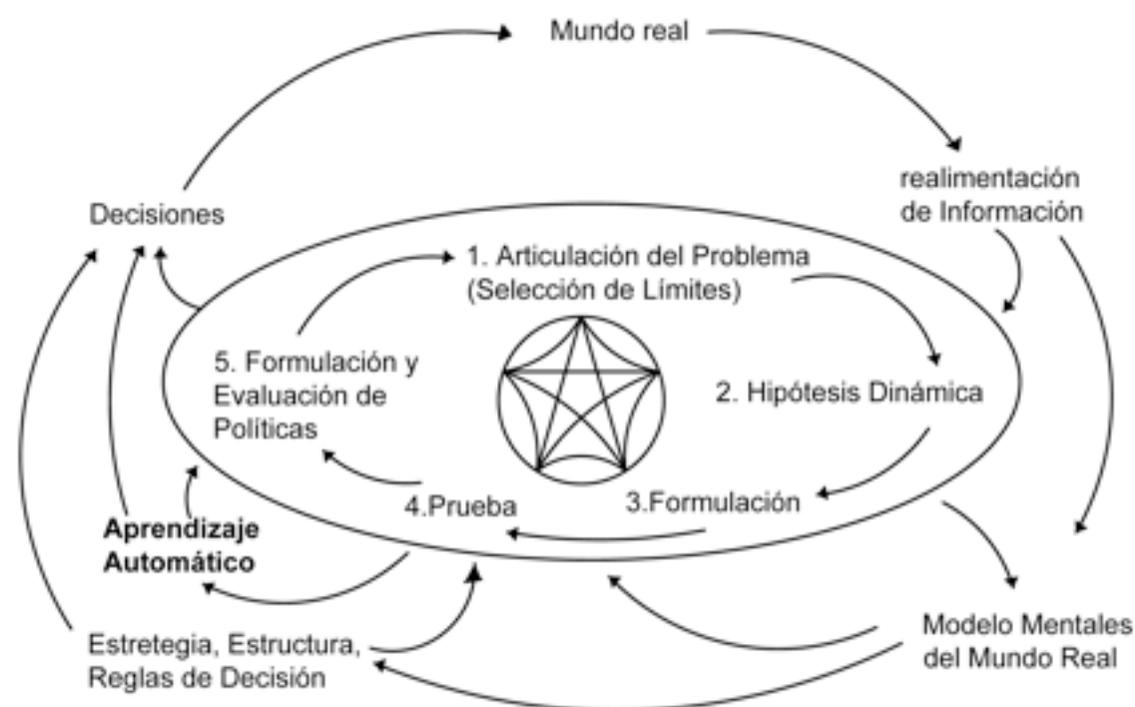
3. Metodología híbrida

La metodología híbrida propuesta, se compone de componentes fundamentales: dinámica de sistemas (DS) para la construcción del modelo dinámico que permita la evaluación de los escenarios regulatorios y aprendizaje automático para la evaluación de los resultados del modelo dinámico y de éste modo ayudar a la toma de decisiones y aplicarlas al mundo real. Con DS, es posible obtener información para analizar las intervenciones más relevantes que permitan resolver el problema (Rahmandad & Fallah-Fini, 2008). Según sea el tipo de modelo e información disponible, es posible utilizar técnicas de aprendizaje automático como árboles de clasificación y regresión (Drobnik & Mms, 2013), reconocimiento de clusters, métodos de cadenas de Markov Mote Carlo y filtros de Kalman (Houghton et al., 2014).

En la Figura 2 se presenta el proceso de modelación de un problema del mundo real. En el interior de la figura se observa que hay unos elementos numerados los cuales constituyen las fases de análisis de la DS. Se resalta que DS es una metodología para analizar problemas y que cada problema tendrá relaciones causa-efecto con diferentes grados de correlación según los límites seleccionados (Martin, 2013). En el exterior de la elipse se presentan las variables que se relacionan con el mundo real, donde se muestra la validez del modelo y se

presentan las decisiones para resolver el problema. En las variables externas se encuentra la metodología de aprendizaje automático, la cual será utilizada para la formulación y evaluación de políticas en el modelo y la toma de decisiones en el mundo real.

Figura 1: Proceso de modelación híbrida con dinámica de sistemas y aprendizaje automático. Basado en (Sterman, 2000)



A continuación se presentan las generalidades de cada metodología por separado y posteriormente se integran para generar un modelo híbrido, que permita tener resultados que ayuden a entender el problema con mayor claridad y de éste modo proponer soluciones para la toma de decisiones.

3.1. Dinámica de Sistemas (DS)

El análisis de la propuesta de pago del servicio complementario COI se realizará por medio de la metodología Dinámica de Sistemas. Dicha metodología fue desarrollada en los años sesenta y ha sido usada desde entonces en diferentes aplicaciones (Forrester, 1997; Sterman, 2000). En mercados eléctricos se presenta la dinámica de sistemas como una alternativa ampliamente utilizada al rededor del mundo a partir de 1976 (teufel, Miller, Genoese, & Fichtner, 2013). Por ejemplo, en Bunn & Larsen (1992) se presentan los principales factores que influyen en los comportamientos de la inversión en el mercado eléctrico de Inglaterra y Wales; en Bunn & Martoccia (2005) analiza el mercado eléctrico Ingles; en Ford (2001) se analiza el potencial de los ciclos en la capacidad de generación de California; en Arango & Larsen (2011) se presenta la discusión de las posibles fluctuaciones o ciclos en mercados eléctricos; en Carvajal et al. (2013) se presenta una evaluación de una propuesta de pago para el servicio complementario de arranque autónomo en el sistema eléctrico colombiano.

La DS permite la creación de modelos dinámicos, con bucles de retroalimentación no lineales a través de la abstracción de información de un problema de la vida real (Sterman, 2000). El modelo de un problema dinámico permite determinar las relaciones causales y variables principales que afectan el comportamiento de una política o decisión en el tiempo. El objetivo de un modelo en DS no es predecir el futuro, sino entender e identificar los elementos principales para la formulación de nuevos escenarios (Aracil & Gordillo, 1997). Dichos procedimientos incluyen entre otros la determinación del problema que se desea modelar, definir los límites y fronteras, determinar las variables y causalidades, determinar las ecuaciones diferenciales, crear el diagrama de flujos y niveles, simular, verificar y validar los resultados (Burns, 1977).

Para la construcción del modelo dinámico se utilizarán las definiciones presentadas en la Tabla 1, las cuales permiten modelar el problema dinámico para la implementación del servicio complementario COI.

Tabla 1. Categorías de las variables usadas en DS. Definición (Aracil & Gordillo, 1997)

Representación	Definición
	Estado: representa una acumulación de un flujo. Las variables de estado constituyen el conjunto de variables cuya evolución es significativa para el estudio del sistema. Representan magnitudes que acumulan los resultados de las acciones tomadas en el pasado.
	Variable de Flujo: determinan las variaciones en los estados del sistema, las cuales quedan acumuladas en los correspondientes estados
	Variable auxiliar: representan pasos o etapas en los que se descompone el cálculo de una variable de flujo a partir de los valores tomados por estados. Se pueden emplear para representar las no-linealidades que aparecen en el sistema
	Parámetro: representan valores externos que afectan las variables auxiliares o variables de flujo.

A continuación se presentan las generalidades y características de la metodología de aprendizaje automático que será utilizada en el presente estudio.

3.2. Aprendizaje automático

El aprendizaje automático (ML por sus siglas en inglés Machine Learning) es una rama de la inteligencia artificial, cuyo objetivo principal es descubrir patrones ocultos, correlaciones desconocidas y encontrar información útil a partir de un conjunto de datos (Viswanathan, Viswanathan, Gohil, & Yu-Wei, 2016). ML se define como "un método científico que nos permite usar los computadores y otros dispositivos con capacidad computacional para que aprendan a extraer los patrones y relaciones que hay en nuestros datos por sí solos" (IBM, 2017). Los algoritmos de aprendizaje automático pueden dividirse en 3 grandes categorías: aprendizaje supervisado, aprendizaje no supervisado y aprendizaje de refuerzo.

El aprendizaje supervisado es útil en los casos en que una propiedad (etiqueta) está disponible para un determinado conjunto de datos (conjunto de entrenamiento), pero falta y necesita ser predicho para otras instancias, por ejemplo técnicas de ML han sido utilizadas para la predicción de radiación solar (Voyant et al., 2017). El aprendizaje sin supervisión es útil en los casos en que el desafío consiste en descubrir relaciones implícitas en un conjunto de datos no etiquetado (los elementos no están asignados previamente). El aprendizaje de refuerzo cae entre estos dos extremos: hay alguna forma de retroalimentación disponible para cada paso o acción predictiva, pero no hay etiqueta precisa o mensaje de error (Le, 2016).

Hay que tener en cuenta que ML permite construir algoritmos que contribuyan al diseño de estrategias de análisis, siempre y cuando dichos algoritmos vayan acompañados con una perspectiva teórica sobre el asunto del problema que se desea investigar, de modo que pueda darles sentido y perspectiva analítica a los datos (Drobek & Mms, 2013). De otra manera, la contribución derivada de la aplicación de algoritmos de ML, en la construcción de conocimiento científico, se encuentra limitada por el conjunto teórico que cuente con la capacidad de describir y explicar los patrones y relaciones, de modo que sean distinguibles aquellas genuinas de las que no lo son (Le, 2016).

Como actividad inicial en ML se encuentra la exploración de datos, la cual permite identificar relaciones entre variables y de éste modo seleccionar un algoritmo adecuado. La correlación entre dos variables refleja el grado en el cual dos variables están relacionadas. La medida más común para medir la correlación entre dos variables es denominada *Coefficiente de Correlación de Producto de Pearson* (abreviadamente llamada correlación de Pearson). La correlación de Pearson refleja el grado de relación lineal entre dos variables, en un rango de +/- 1. Una correlación de +1 indica que hay una perfecta relación lineal positiva entre las variables. Una correlación de 0 indica que no hay una relación lineal entre las variables. El cuadrado de la correlación entre dos variables es el porcentaje de varianza, es decir, una correlación de 0.5 indica una varianza del 25%.

En la Ecuación (4) se presenta la fórmula de correlación de Pearson,

$$r = \frac{\sum (x - m_x)(y - m_y)}{\sqrt{\sum (x - m_x)^2 \sum (y - m_y)^2}} \quad (4)$$

Donde, x y y son vectores de longitud n , m_x y m_y son los valores medios de x y y respectivamente. De éste modo, se utilizará la correlación de Pearson para identificar el grado de relación entre las variables del modelo dinámico propuesto en éste artículo.

Otras actividades de ML conllevan a la identificación de patrones y creación de algoritmos que permiten la predicción de comportamientos de diferentes variables, sin embargo no es el objetivo del presente estudio. Con aprendizaje automático es posible identificar los bucles dominantes en un modelo y de éste modo evitar las pruebas de ensayo y error para descubrir los elementos importantes. A continuación se presentan las características principales de la metodología híbrida propuesta.

3.3 Metodología Híbrida

En 1980, Jay Forrester enumeró los tres tipos de datos necesarios para desarrollar la estructura y las reglas de decisión en modelos: numéricos, escritos y datos mentales, en orden creciente de importancia (Houghton et al., 2014). Sin embargo, en las últimas décadas los datos numéricos han ganado importancia debido a que las fuentes de datos se han multiplicado y el avance de procesamiento de información ha aumentado significativamente en la última década. Por lo tanto, es posible incluir los datos numéricos, luego analizar y por último validar los resultados en los modelos dinámicos. Técnicas de ML se han utilizado para hacer pruebas de resultados de modelos de DS, permitiendo mejorar y estandarizar dichas pruebas (Houghton, 2016). En Peterson & Eberlein (1994) se identificaron cinco diferentes tipos de pruebas de comportamiento que deberían ayudar a construir precisión en los modelos dinámicos.

ML puede ser útil para completar y evaluar modelos dinámicos que se encuentran contruidos (Houghton et al., 2014). Cuando una estructura de flujos y niveles (como el que se presenta en la Figura 3) ha sido construida, el siguiente paso es implementar las ecuaciones que representan cada relación. En algunos casos, el modelador puede trabajar a través de principios o inferir leyes y no-linealidades a través de intuición. En la parametrización del modelo, es probable que algunos parámetros tengan una fuerte influencia en el resultado y otro menos. De éste modo, la identificación de los parámetros que representan mayor influencia en los resultados, conlleva a entender el comportamiento dinámico del modelo ante cambios de diferentes parámetros.

El diseño y evaluación de un escenario en el modelo dinámico hace parte de las últimas etapas de DS. De modo que se hace necesario establecer los elementos del modelo para tomar acción y observar los efectos deseados. A continuación se presenta el estudio del caso, donde se modela la implementación del servicio complementario COI en el mercado eléctrico colombiano. Dado que dicho servicio complementario no ha sido implementado en el país, se utilizará ML para establecer los parámetros principales del modelo y su relación con las principales variables estudiadas.

4. Estudio de caso: implementación del servicio complementario COI en el mercado eléctrico colombiano

El estudio de caso incluye las generalidades del mercado eléctrico colombiano y en particular se limita la propuesta de remuneración del servicio complementario COI a las Pequeñas Centrales Hidroeléctricas (PCH), dicha limitación del problema obedece a que las PCHs son las principales fuentes de GD que tienen las condiciones técnicas y tienen la mayor capacidad instalada de GD en Colombia (Marín Jimenez, Carvajal Quintero, & Arango Manrique, 2014).

En la Figura 3 se presenta el diagrama formal desarrollado para la evaluación la propuesta de pago de la remuneración del servicio complementario de COI. En dicho diagrama se presentan tres etapas: (i) capacidad instalada de PCH, en la cual se muestran dos variables de estado o niveles; (ii) implementación COI, en la cual se muestra una variable de estado, (iii) costos, en la cual se consideran los costos asociados a la construcción e implementación de PCHs y COI.

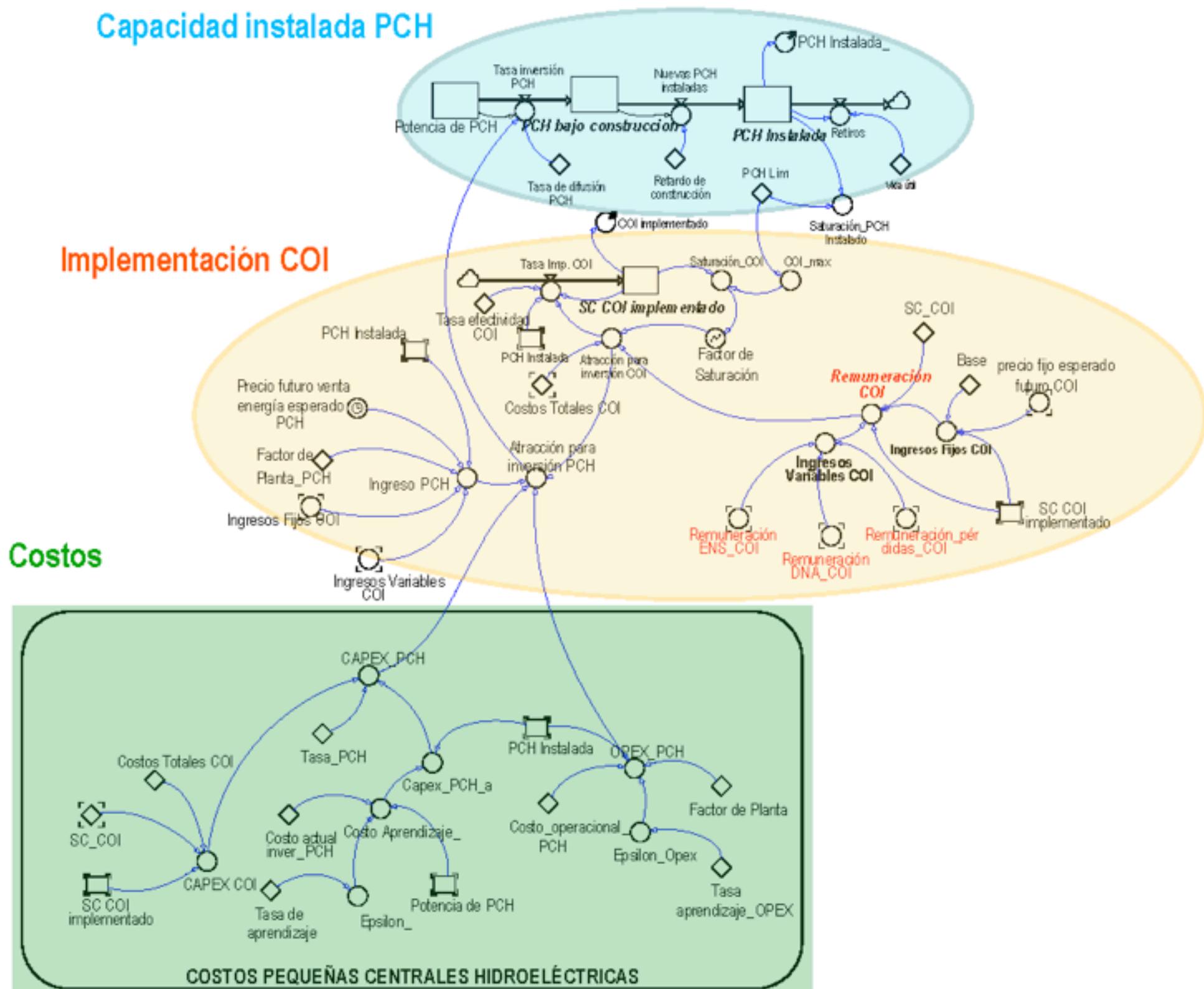
Como variables de estado se consideran las *PCH bajo construcción (PCH en etapa de construcción)*, *PCH instalada*, *COI implementado*. Adicionalmente se consideran variables auxiliares como la *calidad del suministro* de energía eléctrica, dicha variable se relaciona con la propuesta de pago debido a que una penetración superior al 30% de GD instalada sobre la red de distribución se pueden presentar problemas técnicos (Quezada, Abbad, & Román, 2006). La variable calidad del suministro de energía eléctrica se encuentra relacionada en tres bucles, cada bucle presenta como variables comunes la *seguridad en el suministro*, la remuneración del servicio complementario COI (*Rem. SC COI*), y la implementación del servicio complementario COI (*Impl. SC COI*) y difieren básicamente en las variables *Pérdidas Técnicas*, *Energía No suministrada (ENS)* y *Continuidad*.

Las relaciones causales del modelo resaltan que al proponer una remuneración para el servicio complementario de COI aumentará la inversión en GD, posterior a la inversión en GD se determina que la instalación de GD sobre la red de distribución presenta beneficios y problemas los cuales no pueden ser determinados instantáneamente, sino que requieren ser estudiados en el tiempo, finalmente se encuentra que al aumentar la calidad del suministro de energía eléctrica se está aumentando la seguridad del servicio a corto plazo. En el modelo también se presenta que al remunerar el servicio complementario de COI, se permite atraer nuevos

inversionistas para implementar dicho servicio complementario.

Figura 2

Diagrama formal de la propuesta de remuneración para el servicio complementario COI (Fuente: Elaboración propia).



En la Figura 2 se presenta que la implementación (*Impl. SC COI*) depende de la remuneración propuesta para el servicio complementario COI, la cual beneficia a los ingresos de la GD e igualmente permite incentivar un aumento en la instalación de GD. Dicha remuneración debe ser consistente con las políticas regulatorias del mercado colombiano, donde se pretenden realizar propuestas sostenibles y competitivas con el objeto de evitar incentivos erróneos, dichos incentivos pretenden remunerar la GD que tengan la habilidad para ofrecer el servicio complementario COI con precio de generación con un margen superior al precio de bolsa, dicho margen tendrá como referentes los costos no causados de transporte y pérdidas de transmisión y distribución. Las ecuaciones (5), (6) y (7) representan las ecuaciones de las variables de estado o niveles mostrados en la Figura 3. En la ecuación (5) se muestra que la variable (*PCH.BC*) incrementa con la inversión en PCH (*InvPCH*) y es reducido por medio de la variable (*Nueva.inst.PCH*).

$$PCH_{BC}(t) = \int_0^T (InvPCH - Nueva.inst.PCH)dt + (PCH_{BC})(t_0) \quad (5)$$

Donde, $PCH_{BC}(t)$ representa la capacidad en etapa de construcción de PCH medida en MW. $PCH_{BC}(t_0)$ representa la capacidad bajo construcción inicial, es decir la capacidad que se encuentra actualmente en etapa de construcción. (*InvPCH*) representa la tasa de inversión en PCH, medidos en MW/año. (*Nueva.inst.PCH*) representa las nuevas plantas de PCH puestas en marcha y conectadas al sistema interconectado nacional, se mide en MW/año.

En la ecuación (6) se muestra que la variable (PCH_{Inst}) se incrementa con la nueva instalación en PCH (*Nueva.inst.PCH*) y es reducida por los retiros (*Retiros.PCH*) la cual depende de la vida útil de la planta de

generación.

$$PCH_{Inst}(t) = \int_0^T (Nueva.inst.PCH - Retiros_{PCH})dt + PCH_{Inst}(t_0) \quad (6)$$

Donde, $PCH_{Inst}(t)$ representa la capacidad instalada en PCH medida en MW. $PCH_{Inst}(t_0)$ representa la capacidad instalada inicial, es decir la actual capacidad instalada en el sistema interconectado nacional. $(Nueva.inst.PCH)$ representa la capacidad instalada de nuevas plantas de PCH puestas en marcha expresada en MW/año. $(Retiros_{PCH})$ representa las plantas dadas de baja anualmente, se mide en MW/año y se relaciona con la vida útil de las plantas.

En la ecuación (7) se muestra que la variable (COI_{Impl}) se incrementa con la tasa de implementación del servicio complementario COI $(Tasa_{Impl.COI})$.

$$COI_{impl}(t) = \int_0^T (Tasa_{Impl.COI})dt + COI_{impl}(t_0) \quad (7)$$

Donde, $COI_{Impl}(t)$ representa la capacidad instalada del servicio complementario COI medida en MW. $COI_{Impl}(t_0)$ representa la capacidad instalada inicial, se toma como referencia de 1 MW de capacidad inicial.

En las ecuaciones (8) y (9) muestran las principales variables auxiliares del modelo dinámico relacionadas con el servicio complementario COI. En la Ecuación (8) se presenta la tasa de implementación del servicio complementario COI, la cual depende de la capacidad implementada del servicio, la tasa de atracción de nuevos inversionistas (AFI por sus siglas en inglés *Attraction for Investment*) y la tasa de efectividad de implementación del servicio complementario COI el cual depende los escenarios regulatorios para la adecuación de la infraestructura del sistema de distribución que permita una adecuada implementación del servicio complementario COI.

$$Tasa_{Impl.COI} = \begin{cases} COI_{Impl} * AFI_{COI} * TasaEfectividad_{COI} & COI_{Impl} < PCH_{inst} \\ 0 & COI_{Impl} \geq PCH_{inst} \end{cases} \quad (8)$$

En la ecuación (9) se presenta el parámetro de tasa de atracción de nuevos inversionistas, el cual es un parámetro basado en criterios de rentabilidad del servicio complementario de COI, que depende de la remuneración del servicio complementario COI y los costos de la implementación de dicho servicio complementario.

Donde, el exponente \emptyset es la sensibilidad de la inversión del precio indicativo y del precio crítico del servicio complementario de COI, el precio crítico está dado por el análisis del punto de equilibrio. fs representa el factor de saturación del servicio complementario el cual se relaciona con la capacidad máxima de implementación del servicio complementario en un sistema eléctrico de distribución.

Simulación del modelo

El modelo de simulación no pretende determinar el valor óptimo que debe ser pagado a los agentes generadores que presten el servicio complementario COI. El propósito es determinar el comportamiento dinámico de diferentes variables del sistema, con base a la variación en parámetros establecidos según condiciones técnicas. En la Tabla 3 se presentan los valores establecidos para los parámetros técnicos λ_{PE} , λ_{DNA} y λ_{ENS} estudiados en la sección 2.

Tabla 3. Línea base y escenarios regulatorios

Variables	Escenarios de estudio				
	Línea base	Escenario 1	Escenario 2	Escenario 3	Escenario 4
λ_{PE}	-	50%	50%	60%	50%
λ_{DNA}	-	50%	50%	70%	50%
λ_{ENS}	-	50%	50%	90%	50%
Precio Fijo COI (PF) [US\$]	-	21,700	21,700	21,700	21,700

Precio Variable COI (PV) [US\$]	-	40,000	100,000	100,000	100,000
Tasa Efectividad COI	-	0,3	0,3	0,3	0,7

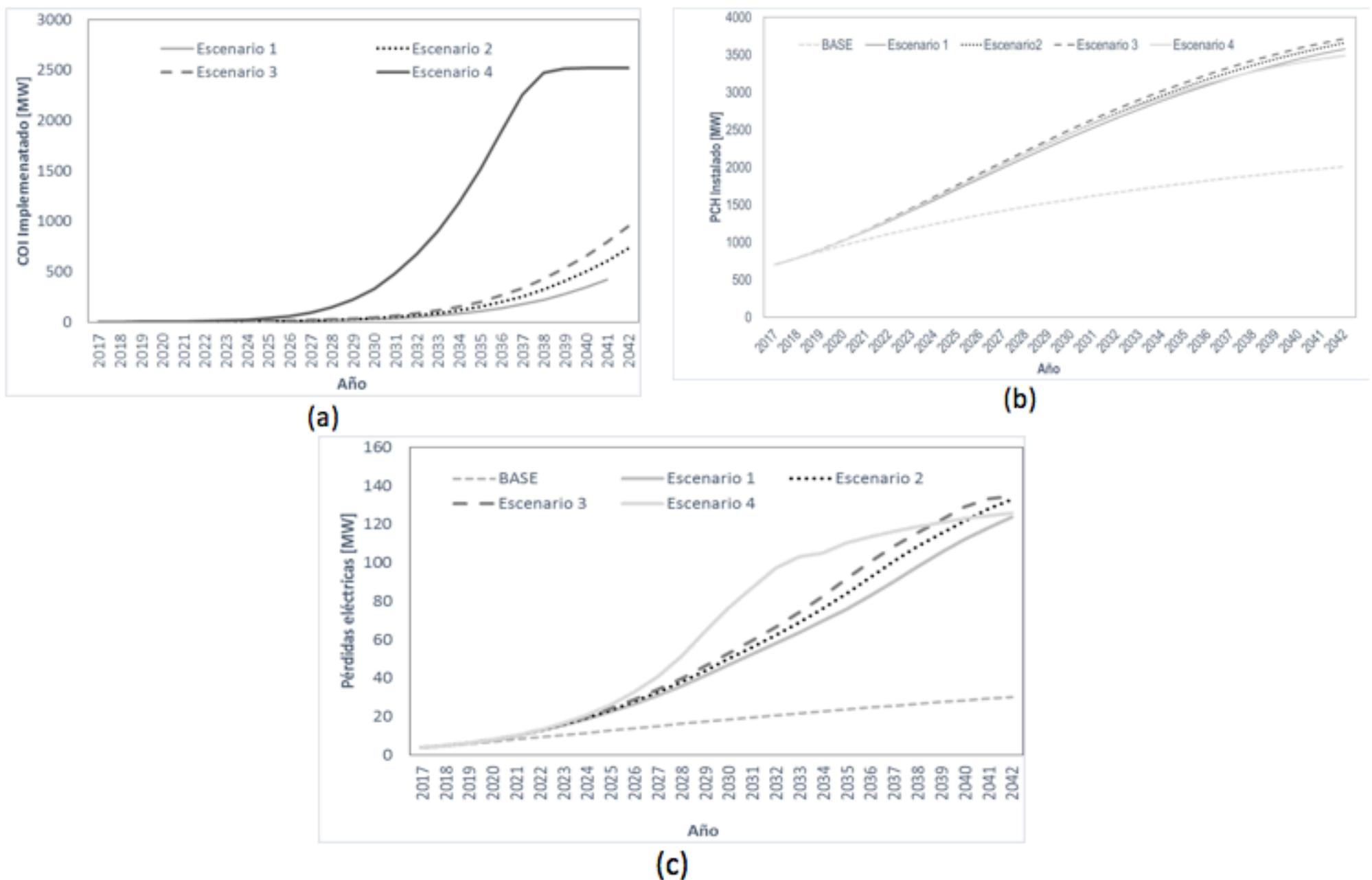
La propuesta de la línea base para remunerar el servicio complementario COI, tiene como referencia el precio pagado (PF) por el servicio complementario de arranque autónomo en Inglaterra y Walles (DTI, 2005). Dicha referencia tendrá una componente fija y otra variable como se muestra en la ecuación (1). Se menciona que los parámetros λ_{PE} , λ_{DNA} y λ_{ENS} varían en el rango de [0:100] según los beneficios potenciales que el agente generador pueda ofrecer al sistema y de éste modo estimular económicamente los beneficios técnicos que surgen a través de la habilitación del servicio complementario COI. Los escenarios estudiados varían como se presenta en la Tabla 3.

5. Análisis de Resultados

En la Figura 3 se presentan los resultados de las simulaciones de los casos presentados en la Tabla 3, la variables analizadas son: PCH instalada, pérdidas eléctricas y COI implementado.

Figura 3

Simulaciones de las principales variables del modelo dinámico



En la Figura 5(a) se presentan las pérdidas controladas y no causadas por la instalación y prestación del servicio complementario COI, dichas pérdidas se encuentran relacionadas con la instalación de fuentes de generación sobre las redes de distribución y la posibilidad de optimizar dichas pérdidas al tener implementado el servicio complementario de COI. En la Figura 5(b) se presenta la posibilidad de lograr una mayor retribución del servicio complementario COI, a través del aumento del precio fijo, o la variación de los parámetros λ_{PE} , λ_{DNA} y λ_{ENS} nuevamente según el tipo de fuente de generación y el lugar donde se instala dicha fuente se presentarán unos beneficios al sistema de distribución que serán representados en los valores asignados a los parámetros λ_{PE} , λ_{DNA} y λ_{ENS} en este sentido dichos parámetros presentan cierta aleatoriedad. Finalmente, en la Figura 5(c) se muestra el comportamiento de los ingresos acumulados por la prestación del servicio complementario de COI, al igual que en el análisis anterior, dichos ingresos tendrán un comportamiento distinto según el tipo de fuente de generación y el lugar donde se instala dicha fuente, de modo que los λ_{PE} , λ_{DNA} y λ_{ENS} presentan cierta aleatoriedad.

El comportamiento dinámico presentado en la Figura 5, muestra el desempeño del sistema ante la variación de

diferentes escenarios, sin embargo no es posible determinar numericamente la relación de las diferentes variables según los casos de estudio. De éste modo, se propone utilizar técnica de ML para determinar el grado de correlación entre las diferentes variables principales del modelo dinámico. En las Figuras 6 y 7 se presentan las correlaciones de las tres variables de estado y las principales variables auxiliares, que permitan identificar las causalidades y los comportamientos de diferentes escenarios de regulación. En la ecuación (10) se presenta la representación de la información simulada presentada en las figuras 6 y 7 en la diagonal de la representación por matrices se representa la densidad de probabilidad, en la parte superior de la matriz se presentan las correlaciones entre las variables y en la parte inferior se presenta la distribución punto a punto entre las diferentes variables.

$$\begin{bmatrix} \text{Densidad_probabilidad} & \text{Correlacion} \\ \text{Distribución_PP} & \text{Densidad_probabilidad} \end{bmatrix} \quad (10)$$

En la línea continua negra se presentan las densidades acumuladas de las diferentes variables, la línea punteada muestra la dispersión de puntos entre las variables comparadas (eje x con respecto al eje y), en color azul se representa una aproximación lineal (por medio de un algoritmo de regresión lineal simple entre las variables comparadas) y en color rojo se representa una aproximación local o "LOESS", el cual combina la sencillez de la regresión lineal por mínimos cuadrados con la flexibilidad de la regresión no lineal mediante el ajuste de los modelos sencillos sobre subconjuntos locales de datos para crear una función que describe la parte determinista de la variación en los datos punto a punto.

Las figuras 4 y 5 muestran el grado de correlación de las tres variables de estado y las principales variables auxiliares. Dichas figuras muestran el comportamiento y la variación en cada caso estudiado. La regresión lineal mostrada en línea azul no presenta una adecuada representación de las causalidades entre las variables. La regresión local polinomial se convierte en una buena aproximación para establecer predictores del modelo dinámico. Adicionalmente, se muestra que para los diferentes casos, las correlaciones permiten determinar políticas efectivas y la determinación numérica de las relaciones entre las diferentes variables.

Figura 4: Variación λ PE, λ DNA y λ ENS (Escenario 2)

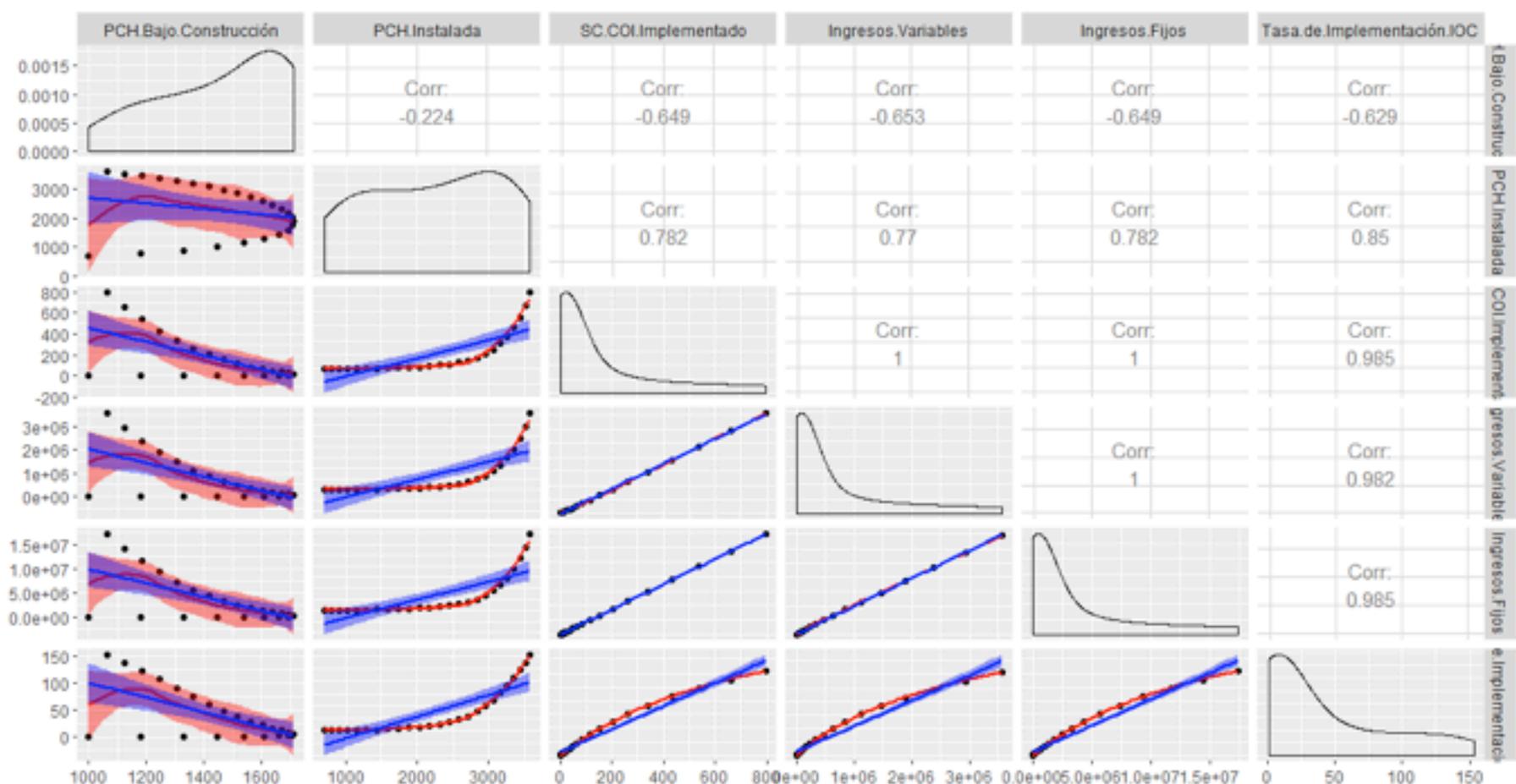
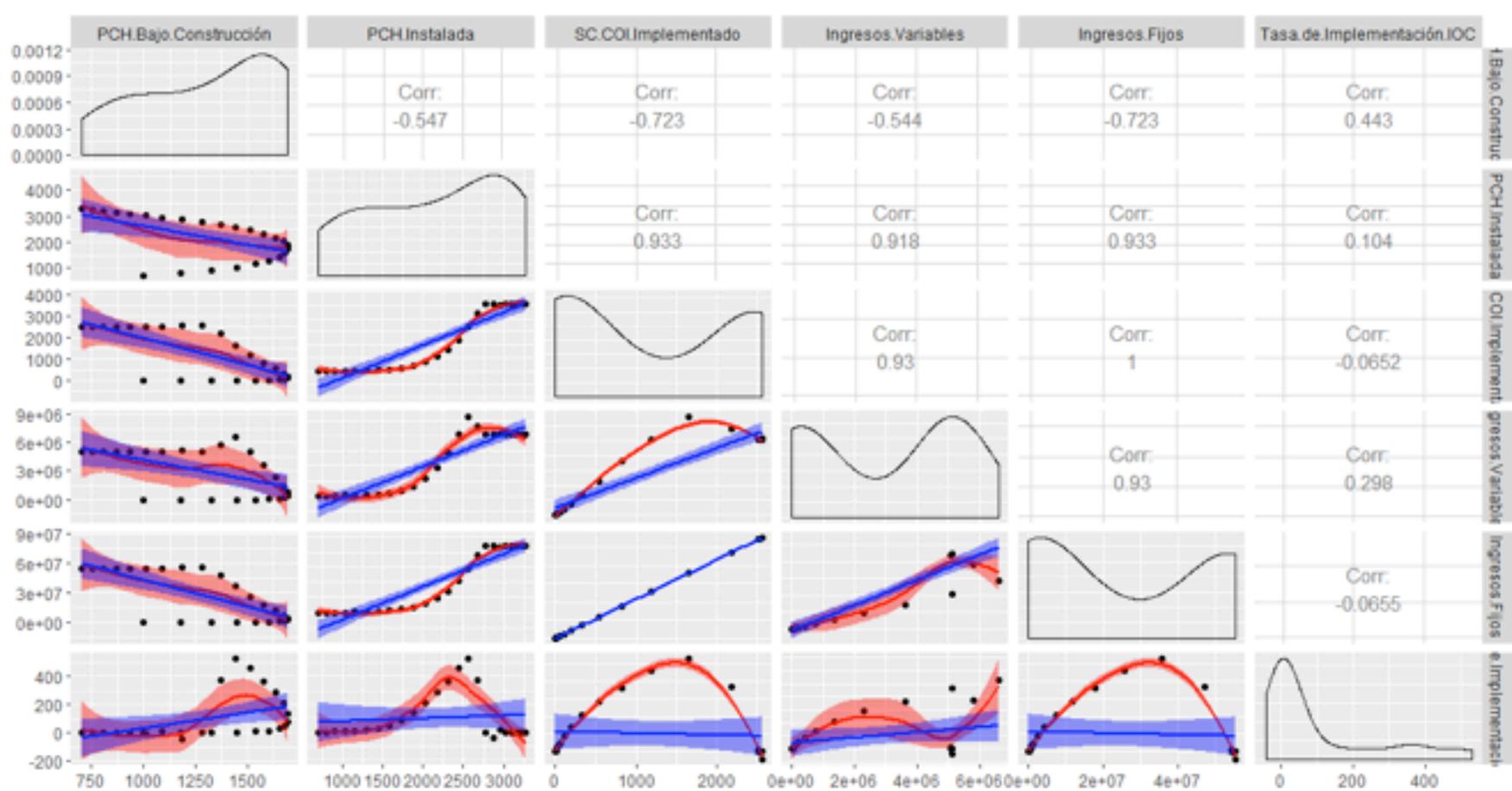


Figura 5: Variación PV y Tasa de efectividad COI (Escenario 4)



En la Tabla 4 se presentan unas correlaciones directas entre las variables (Ingresos Fijos/ SC COI Impl.) y (Ingresos Fijos/ Ingresos Var) que se mantienen fijas en los 4 casos. Adicionalmente se presenta que la correlación (PCHBC/PCHInstalada) presenta una relación negativa y débil, es decir que dichas variables no presentan una relación causal directa.

Tabla 4. Correlaciones entre principales variables del modelo dinámico

Correlación	Escenarios de estudio			
	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4
PCHBC/PCHInstalada	-0.212	-0.224	-0.245	-0.547
SC COI Impl/ PCHBC	-0.634	-0.649	-0.666	-0.723
SC COI Impl/ PCHInstalada	0.786	0.782	0.782	0.993
Ingresos Var/ PCHBC	-0.639	-0.653	-0.669	-0.544
Ingresos Var/ PCHInstalada	0.772	0.77	0.775	0.918
Ingresos Var/ SC COI Impl	1	1	1	0.93
Ingresos Fijos/ PCHBC	-0.634	-0.649	-0.666	-0.723
Ingresos Fijos/ PCHInstalada	0.786	0.782	0.782	0.993
Ingresos Fijos/ SC COI Impl.	1	1	1	1
Ingresos Fijos/ Ingresos Var	1	1	1	0.93
Tasa Impl. COI/ PCHBC	-0.62	-0.629	-0.642	0.443

Tasa Impl. COI / PCHInstalada	0.841	0.85	0.857	0.104
Tasa Impl. COI / SC COI Impl	0.99	0.985	0.983	-0.0652
Tasa Impl. COI /IngresosVar	0.987	0.982	0.982	0.298
Tasa Impl. COI /IngresosFijos	0.99	0.985	0.983	-0.0655

Entre los casos 1 y 2 únicamente se presenta un cambio con respecto al precio variable, en la Tabla 4 se muestra los valores entre casos no presentan una variación significativa entre las correlaciones.

6. Conclusiones

La propuesta de pago del servicio complementario COI se compone de una tarifa no lineal que le permite al inversionista recuperar todos los costos asociados a la implementación de dicho servicio complementario. La tarifa bipartita se compone de un valor fijo, en la cual se considera el costo asociado a la disponibilidad del servicio en el caso de un restablecimiento u operación por islas; al igual que de una componente variable, en la cual se consideran los costos por operación, es decir donde se asignan valores a los parámetros según el tipo de tecnología y la ubicación de la instalación, lo que surge la necesidad de realizar una estimación de los beneficios potenciales de la prestación del servicio complementario COI en determinada fuente de generación.

En la propuesta de pago, la rentabilidad para un inversionista que implemente el servicio complementario de COI es superior comparada con las actuales rentabilidades, aumentando la competitividad de las fuentes de generación de pequeña escala. Adicionalmente se presenta una reducción o control de pérdidas en los sistemas de distribución gracias a la instalación de fuentes de pequeña escala y a la posibilidad de optimizar dichas pérdidas, de modo que en general se presenta un aumento en el beneficio global de la sociedad.

Un pago fijo del servicio complementario de COI entre 21700 y 30000 USD/MW presenta un comportamiento adecuado del precio total de dicho servicio complementario. Los parámetros λ_{PE} , λ_{DNA} y λ_{ENS} representan los posibles valores para el pago del servicio complementario según su ubicación. Posterior a una década, los ingresos por el servicio complementario de COI tienden a estabilizarse y es posible establecer un mecanismo de pago autosuficiente que permita desmontar el pago de dicho servicio complementario a través del aumento de la eficiencia del sistema eléctrico de distribución ocasionado por la operación por islas.

La metodología híbrida permitió establecer el comportamiento dinámico del sistema, para evaluar la propuesta de pago del servicio complementario COI. Adicionalmente permitió identificar y determinar numéricamente las relaciones causales de la propuesta de pago del servicio complementario COI.

Agradecimientos

Los autores agradecen el apoyo financiero de la Dirección de Investigación Manizales (DIMA) de la Universidad Nacional de Colombia – Sede Manizales, a través de los proyectos “Estudio de la viabilidad técnica para la provisión del servicio complementario de Capacidad de Operación por Islas en un sistema activo de distribución” código HERMES 28556 y “Diseño de estrategias operativas para la integración eficiente de recursos energéticos distribuidos en las redes de distribución en Colombia” código HERMES 35911.

Referencias bibliográficas

- Abbasi, F., & Hosseini, S. M. (2016). Optimal DG allocation and sizing in presence of storage systems considering network configuration effects in distribution systems. *IET Generation, Transmission Distribution*, 10(3), 617–624.
- Aracil, J., & Gordillo, F. (1997). *Dinámica de Sistemas*. (alianza editorial, Ed.).
- Arango, S., & Larsen, E. (2011). Cycles in deregulated electricity markets: Empirical evidence from two decades. *Energy Policy*, 39(5), 2457–2466.
- ASOCODIS. (2014). *Evolución Sectorial de la Distribución y Comercialización de Energía Eléctrica en Colombia 2010-2013*.
- ASOCODIS. (2016). Propuestas de modificación sobre el funcionamiento del mercado de energía mayorista colombiano y conclusiones: Producto 4, 530. Retrieved from

http://www.asocodis.org.co/administrator/components/com_archivos/docs/23be1f42bc301bd819c32e56bddc0af3-20160513-EN-Producto-4-V1.6.pdf

Bunn, D. W., & Larsen, E. R. (1992). Sensitivity of reserve margin to factors influencing investment behaviour in the electricity market of England and Wales. *Energy Policy*, 20(5), 420–429.

Bunn, D. W., & Martocchia, M. (2005). Unilateral and collusive market power in the electricity pool of England and Wales. *Energy Economics*, 27(2), 305–315.

Burns, J. R. (1977). Converting Signed Digraphs to Forrester Schematics and Converting Forrester Schematics to Differential Equations. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 7(10), 695–707.

Carvajal, S. X., Arango, S., & Larsen, E. R. (2013). Evaluation of a payments proposal for blackstart services in the Colombian electricity system: A system dynamics approach. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 53(0), 382–389.

Council, W. E. (2015). World Energy Trilemma Priority actions on climate change and how to balance the trilemma. *WEC*, 53.

DTI. (2005). *Islanded Operation of Distribution Networks*. United Kingdom. Retrieved from www.distributed-generation.gov.uk

ENTSO-E. (2015). *Glosaty: Island Operation Capability*. Retrieved from <https://emr.entsoe.eu/glossary/bin/view/ENTSO-E+Common+Glossary/Island+Operation+Capability>

Ford, A. (2001). Waiting for the boom:: a simulation study of power plant construction in California. *Energy Policy*, 29(11), 847–869.

Forrester, J. W. (1997). Industrial dynamics. *Journal of the Operational Research Society*, 48(10), 1037–1041.

Granfors, S. (2010). Online testing of generating units on their ability to regulate frequency during restoration of an islanded grid. In *Power and Energy Society General Meeting, 2010 IEEE* (pp. 1–5).

Houghton, J. (2016). Lessons from software testing for developing behavioral tests of dynamic models. In *Proceedings of the 34th International Conference of the System Dynamics Society* (pp. 1–17).

Houghton, J., Siegel, M., Wirsch, A., Moulton, A., Madnick, S., Goldsmith, D., ... Madnick, S. (2014). A Survey of Methods for Data Inclusion in System Dynamics Models, (May).

IBM. (2017). Machine Learning - IBM Analytics. Accedido junio 19 de 2017.

Le, J. (2016). The 10 Algorithms Machine Learning Engineers Need to Know. Retrieved June 20, 2017, from <http://www.kdnuggets.com/2016/08/10-algorithms-machine-learning-engineers.html/2>

Marin Jimenez, J. D., Carvajal Quintero, S. X., & Arango Manrique, A. (2014). Discusi{ó}n de la implementaci{ó}n en Colombia del servicio complementario capacidad de operaci{ó}n por islas. *Directora-Editora*, 43, 99–108.

Palizban, O., Kauhaniemi, K., & Guerrero, J. M. (2014). Microgrids in active network management – part II: System operation, power quality and protection. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 36(0), 440–451.

Peterson, D. W., & Eberlein, R. L. (1994). Reality check: A bridge between systems thinking and system dynamics. *System Dynamics Review*, 10(2-3), 159–174.

Quezada, V. H. M., Abbad, J. R., & Román, T. G. S. (2006). Assessment of energy distribution losses for increasing penetration of distributed generation. *IEEE TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS PWRS*, 21(2), 533.

Rahmandad, H., & Fallah-Fini, S. (2008). Learning Control Policies in System Dynamics Models. *Systemdynamics.Org*.

Sterman, J. D. (2000). *Business dynamics: systems thinking and modeling for a complex world* (Vol. 19). Irwin/McGraw-Hill Boston.

Stoft, S. (2002). Power System Economics: Designing Markets for Electricity. *Wiley-IEEE*, 14, 496.

teufel, F., Miller, M., Genoese, M., & Fichtner, W. (2013). *Review of System Dynamics models for electricity market simulations*. KIT Scientific Publishing.

Viswanathan, V., Viswanathan, S., Gohil, A., & Yu-Wei, C. (2016). *R: recipes for analysis, visualization and machine learning*: (Packt Publishing, Ed.).

Voyant, C., Notton, G., Kalogirou, S., Nivet, M.-L., Paoli, C., Motte, F., & Fouilloy, A. (2017). Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review. *Renewable Energy*, 105, 569–582.

1. Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Computación. Universidad Nacional de Colombia. Estudiante de Doctorado en Ingeniería, MSc en Ingeniería eléctrica, Ingeniero electricista. jdmarinj@unal.edu.co

2. Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Computación. Profesora de Universidad Nacional de Colombia. Doctora en Ingeniería, MSc en Ingeniería eléctrica, Ingeniera electricista. sxcavajalq@unal.edu.co

[Index]

[En caso de encontrar un error en esta página notificar a [webmaster](#)]