

# Gestión Energética en Sistemas Eléctricos

A\*: Cristian A. Díaz, B: Diego A. Tejada, Andrés Ramos y Jesús M. Latorre

---

A\* Dirección Planeación de la Operación  
XM S.A. E.S.P.  
Calle 12 Sur No. 18 - 168 Bloque 2, Medellín, Colombia.  
cdiaz@xm.com.co

B Instituto de Investigación Tecnológica (IIT)  
Universidad Pontificia Comillas, Madrid, España  
dtejada, aramos y jlatorre @comillas.edu

## RESUMEN

Una correcta gestión energética de los sistemas eléctricos está directamente relacionada con una correcta planeación de los recursos, procurando garantizar la confiabilidad en el suministro. De ahí, la planeación debe hacerse internalizando la incertidumbre del futuro tal que las decisiones del hoy no pongan en riesgo la confiabilidad del mañana.

Este artículo describe un nuevo modelo matemático para la planeación energética flexible, considerando incertidumbre no solo en los aportes hídricos sino también en otras fuentes de incertidumbre que guarden cierta correlación con la hidrología. Para su validación, este modelo ha sido aplicado para la planeación de mediano y largo plazo del sistema eléctrico colombiano.

## PALABRAS CLAVE

Incertidumbre; Planeación energética; Técnicas de descomposición.

## ABSTRACT

A correct energy management of electrical systems is directly related to proper planning of resources, seeking to ensure the reliability of supply. Hence, the planning should be done considering the uncertainty of the future such decisions today do not affect the reliability of tomorrow.

This article describes a new mathematical model for flexible energy planning, considering uncertainty not only from hydro but also from others sources of uncertainty that have some temporal correlation with hydrology. For validation, this model has been applied

to the Colombian electricity system for the medium and long term.

## KEYWORDS

Uncertainty; Energy Planning; Decomposition Techniques.

## 1. INTRODUCCIÓN

Uno de los principales objetivos de la planeación en los sistemas de energía eléctrica es la gestión óptima de los recursos energéticos con la infraestructura actual y futura, tal que permita una operación segura y confiable de los sistemas. Para el caso colombiano, la planeación de la gestión de los recursos energéticos para la producción de energía eléctrica, se conoce como Planeamiento Operativo Energético (POE), y se encuentra reglamentado por la Comisión de Regulación de Energía y Gas (CREG) en el Código de Operación de la Resolución CREG-025 de 1995 (ver, (CREG)). El POE busca atender la demanda con los niveles de seguridad y confiabilidad definidos por la CREG, minimizando el costo de operación del sistema.

Un adecuado POE permite dar señales oportunas a los diferentes elementos del sector eléctrico, en especial a la generación, respecto a la gestión de sus recursos. Todo esto con el fin de evitar, o al menos minimizar, las probabilidades de ocurrencia de situaciones de racionamiento por falta de fuentes primarias para la producción de energía, como ocurrió en Colombia entre los años 1992 y 1993 con la crisis energética producto del fenómeno climático seco, El Niño (ver, (Wikipedia), (CPC)). Estas situaciones muestran la importancia de la calidad y oportunidad de los resultados y señales del POE, en especial para sistemas con alta vulnerabilidad a fenómenos hídricos como lo es el colombiano, con un componente hidráulica del 64%, a finales de 2014 (ver, (XM)). De ahí, se hace necesario internalizar en la planeación la incertidumbre en la disponibilidad de las fuentes primarias de generación, en especial de aquellas que dependen de fenómenos naturales, como es el caso

de la hidrología, el viento o la radiación solar, llevando a que el tratamiento y representación de la incertidumbre pase a ser un elemento clave en la realización de análisis energéticos.

Existen diferentes alternativas para la representación y manejo de la incertidumbre. Todas coinciden en la consideración de múltiples escenarios/series futuras, pero se diferencian en el cómo las señales que se obtienen para cada una de ellas se internalizan en la toma de decisiones.

Un primer enfoque opta por analizar las series de forma independiente (enfoque determinista-probabilista), asignándoles o no una probabilidad de ocurrencia, y construir una distribución de probabilidad con los resultados obtenidos tal que se tomen decisiones que garanticen el cubrimiento ante una probabilidad de ocurrencia previamente establecida. Garantizar una cobertura para el 100% de los escenarios es equivalente a tomar decisiones con respecto al peor de ellos.

Un segundo enfoque tiene por objetivo tomar una decisión que sea robusta ante todas las posibles alternativas futuras (enfoque estocástico). Esta decisión estocástica no es equivalente a la toma de decisión con respecto al peor de los escenarios, pero si internaliza su respectiva probabilidad de ocurrencia. La incertidumbre en los problemas estocásticos se representa mediante árboles de escenarios, ver (Casey & Sen, 2005), (Heitsch & Römisch, 2007) y (Küchler & Vigerske, 2007). Considerar todas las alternativas futuras de forma simultánea conlleva al aumento significativo en el tamaño matemático del problema, siendo necesaria la aplicación de técnicas matemáticas de descomposición para su resolución. Las técnicas de descomposición permiten resolver problemas de gran tamaño mediante la resolución iterativa de sub-problemas con igual estructura matemática pero de tamaño reducido.

Con el fin de mejorar el coste computacional, recientemente se han desarrollado técnicas avanzadas para la generación de árboles de escenarios. Tal es el caso de los árboles recombinantes, ver (Küchler & Vigerske, 2007), en donde en lugar de considerar un gran número de escenarios futuros, éstos se agrupan mediante la generación de un número limitado de clusters para cada uno de los periodos del horizonte de análisis. Aunque la generación de clusters es una aproximación de los datos reales, se tiene la certeza de que la solución que se obtiene es muy cercana a la solución del problema completo (considerando todos los escenarios), sin depender de procesos aleatorios. La principal características de estos árboles es el considerar que cada uno de los clusters resultantes en cada periodo  $p$  tiene la posibilidad de conectarse con todos los

clusters resultantes en  $p+1$ , manteniendo una gran representatividad de los escenarios. A su vez, puesto que el número de clusters es limitado, el número de combinaciones resultantes es los periodos iniciales del horizonte de análisis es reducido, haciendo que la descomposición, de ser necesaria, se aplique en periodos alejados de la decisión única actual (con poca influencia), dando una mayor robustez a la solución.

Este artículo presenta las principales características del modelo propuesto y menciona algunos detalles de la presentación de la incertidumbre y del algoritmo de resolución propuesto.

El resto del documento se estructura de la siguiente manera: el capítulo 2 se presentan las principales características del modelo propuesto. En los capítulos 3 y 4 se muestran algunos detalles de la representación de la incertidumbre y el algoritmo de resolución propuesto. En el capítulo 5 se mencionan algunas de las características del sistema sobre el cual se implementó el modelo propuesto. En el capítulo 6 se presentan los resultados obtenidos de la aplicación del modelo propuesto al sistema eléctrico colombiano y finalmente, en el capítulo 7 se exponen las conclusiones.

## 2. PRINCIPALES CARACTERÍSTICAS DEL MODELO PROPUESTO

El modelo desarrollado puede ser aplicado tanto para análisis deterministas como estocásticos, teniendo en cuenta que el caso determinista es solo una particularidad del estocástico. En esta sección se muestra el resumen de las principales características del sistema eléctrico que han sido consideradas sin entrar en el detalle matemático de las mismas.

### Características generales:

- **Función Objetivo:** Minimización de los costos variables de las unidades térmicas junto con el costo derivado de penalizaciones.
- **Balance Generación-Demanda:** Balance instantáneo entre la generación (térmica e hidráulica) y la demanda (considerando bombeos de las plantas hidráulicas).

### Características unidades de generación

- Generación y consumo máximo.
- Generación máxima y mínima por grupo de generadores.

#### Características de las unidades térmicas

- Unidades térmicas multi-combustible: Los combustibles adicionales se modelan como plantas virtuales. Se debe garantizar que la producción conjunta de los combustibles no supera la máxima establecida.
- Producción de las plantas térmicas con contratos de combustible.
- Tasa de retiro de un contrato: Un contrato puede estar asociado a varias plantas térmicas.
- Tasa de retiro de un combustible: Un combustible puede estar asociado a varias plantas térmicas.
- Disponibilidad de un combustible: Un combustible puede estar asociado a varias plantas térmicas.
- Producción máxima con contrato.

#### Características de las unidades hidráulicas-embalses

- Control del nivel del embalse: Balance entre las diferentes entradas y salidas de agua que tiene cada embalse hidráulico.
- Potencia de las unidades hidráulicas considerando el caudal máximo y mínimo de salida.
- Curva de aversión al riesgo: Nivel mínimo para el embalse agregado del sistema o para conjuntos de embalses previamente establecidos.
- Riego.
- Producción mínima de las unidades hidráulicas relaciona con temas fitosanitarios.
- Volumen máximo y mínimo.
- Máximo flujo a través de un arco: Para embalses sin unidad de generación asociada.

#### Características del sistema de transmisión

- Flujo máximo y mínimo por un circuito.
- Flujo máximo y mínimo en un conjunto de circuitos.

#### Otras fuentes de incertidumbre que tengan una correlación temporal con los aportes hídricos

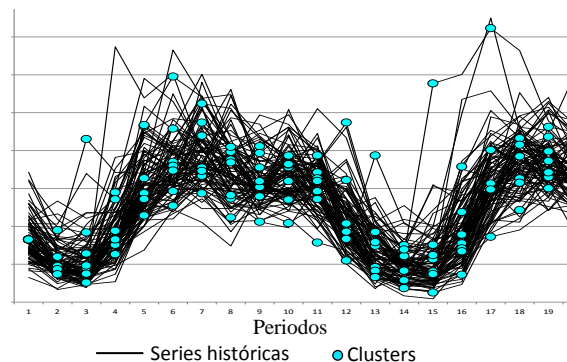
### 3. REPRESENTACIÓN DE LA INCERTIDUMBRE

Por simplicidad, se considera la incertidumbre en una fuente genérica. Se debe recalcar que en el modelo actual solo se considera la incertidumbre de otras fuentes que tengan correlación temporal con los aportes hídricos. La consideración de fuentes de incertidumbre independientes es un trabajo futuro teniendo en cuenta el incremento exponencial en el tamaño del problema. La generación de series futuras para las diferentes fuentes de incertidumbre no hace parte del alcance del

modelo propuesto. En su lugar, se supone que se dispone de herramientas especializadas para la generación de los escenarios futuros.

El generador de árboles recombinantes está basado en la metodología Neural Gas para la generación de clusters (ver, (Fritzke, 1995) y (Latorre, Cerisola, & Ramos, 2007)). La Fig. 1 muestra la comparación entre considerar múltiples series futuras y la representación de las mismas mediante árbol recombinante. Por temas de visualización no se muestra la conexión entre los clusters resultantes. Sin embargo, es posible apreciar que dichos clusters son una muy buena aproximación de las series originales.

Fig. 1. Ejemplo de árbol recombinante



### 4. ALGORITMO DE RESOLUCIÓN

Si el problema a resolver es pequeño desde el punto de vista matemático (número reducido de escenarios), éste se resuelve como un problema completo. De lo contrario, es necesario aplicar técnicas de descomposición que conllevan al desarrollo de algoritmos específicos para la resolución. El algoritmo propuesto está basado en la descomposición Benders (para más información de las técnicas descomposición, ver (Shahidehopour & Fu, 2005)). La única condición necesaria del algoritmo propuesto es el tener la capacidad de resolver problemas determinísticos sin utilizar técnicas de descomposición.

La comunicación entre las etapas del algoritmo de descomposición se realiza tomando el resultado de cada escenario en la etapa anterior y llevándolo como dato de entrada a todos los escenarios de la siguiente etapa, sin importar si existe o no una conexión entre ellos. Esto permite obtener una mayor cantidad de señales económicas que permitirán corregir/actualizar más rápidamente las decisiones de las etapas predecesoras,

agilizando la convergencia, lo cual se verá reflejado en la disminución del tiempo de resolución.

## 5. IMPLEMENTACIÓN

La implementación de la formulación y el algoritmo de resolución se realizaron en el software de modelado General Algebraic Modeling System (GAMS), usando el optimizador CPLEX versión 12.6.

Para el enfoque de descomposición propuesto, en donde el número de escenarios resultantes en la transición entre etapas puede ser considerable, dichos escenarios se resuelven utilizando la herramienta para la ejecución de múltiples escenarios de GAMS, Gather-Update-Solve-Scatter (GUSS) [18]. La principal ventaja es la reducción significativa en los tiempos de ejecución al hacer una formulación simbólica de un problema base (por ejemplo el primer escenario) y resolver los escenarios restantes como sensibilidades respecto al base, evitando realizar la formulación matemática en memoria de cada uno de los escenarios a resolver.

## 6. APLICACIONES

En esta sección se presenta los resultados obtenidos de aplicar el modelo propuesto (PROP.) al sistema eléctrico colombiano para un escenario determinista de bajos aportes hídricos, y a un sistema sintético considerando estocasticidad en los mismos. Estos resultados son comparados con los obtenidos utilizando la metodología SDDP (ver, (PSR)). Para el control de vertimientos, se aplica la misma penalización en ambos casos.

Para facilitar la interpretación de los resultados, aquellos obtenidos con el modelo propuesto se muestran en color negro y los obtenidos con el SDDP se muestran en color gris claro.

### 6.1 Escenario determinista bajos aportes

Se presenta un horizonte de mediano plazo (2 años), con resolución semanal. El periodo inicial corresponde a la semana 15 del año 2015. El tamaño del sistema se resume en:

- 24 embalses de regulación
- 28 plantas hidráulicas mayores a 20MW
- 39 plantas hidráulicas menores a 20MW (plantas filo de agua (mus trun))
- 24 centrales térmicas

La Tabla 1 presenta los costos de operación y los tiempos de ejecución para este escenario.

Tabla 1. Costo de operación y tiempos de ejecución

Modelo	Costo Total [MUSD]	Costo Operativo [MUSD]	Costo Contrato [MUSD]	PenalVerti [MUSD]	Tiempo CPU [s]
PROP.	3465.34	2355.65	1063.38	0.00	8
SDDP	5099.54	1924.98	1064.13	2067.48	194

Fuente: Elaboración propia

En la tabla anterior se puede observar una diferencia significativa en los tiempos de ejecución a favor del modelo propuesto. Esta diferencia se justifica en parte por la metodología de resolución. El modelo propuesto es capaz de resolver el caso determinista como un problema completo, mientras que el SDDP aplica técnicas de descomposición.

Desde el punto de vista de costos, se observa que el modelo SDDP, aun teniendo mayor costo por vertimientos (mayores “pérdidas” de agua, ver “Penal Verti”), su costo operativo es menor. Esto se debe a que los resultados del SDDP son los obtenidos después de dos etapas: optimización y simulación, donde esta última realiza un ajuste sobre los resultados de la optimización, con el fin de garantizar aquellas restricciones cuyo cumplimiento no fue estricto durante la etapa de optimización, entre esas, el control de vertimientos (ver, (PSR)). De ahí, los costos no son directamente comparables. Sin embargo, es de resaltar que el modelo PROP, aplicando una optimización global, encuentra una solución con vertimientos nulos.

En la Fig. 2 se puede observar que una de las principales diferencias en la gestión radica en el manejo de los combustibles líquidos. Teniendo en cuenta que no se tiene acceso al modelado matemático del SDDP, no es posible argumentar estas diferencias. Sin embargo, es de resaltar nuevamente que la solución del modelo PROP no presenta vertimientos.

### 6.2 Escenario estocástico

El sistema está compuesto por 4 centrales de generación hidráulica, 3 térmicas, 5 barras y 6 líneas, ver Fig. 3.

Se considera una Curva de Aversión al Riesgo (CAR). También se considera una restricción en la red, asociada a un corte eléctrico o suma de flujos, en donde la suma de los flujos por las líneas NodoH1-NodoT1 (H1-T1) y NodoT2-NodoT1 (T2-T1), no puede exceder un valor dado. El horizonte es de 5 años con resolución mensual. Para comparar los resultados, se toman las mismas 100 series sintéticas de aportes generadas por el modelo auto-regresivo del SDDP. Teniendo en cuenta el tamaño del sistema a analizar, el modelo propuesto se ejecuta sin aplicar técnicas de descomposición. Para obtener una solución equivalente con el modelo SDDP es necesario ajustar el número de series forward y backward a



considerar en 100 (todas las consideradas como dato de entrada).

Fig. 2. Generación hidráulica y térmica determinista

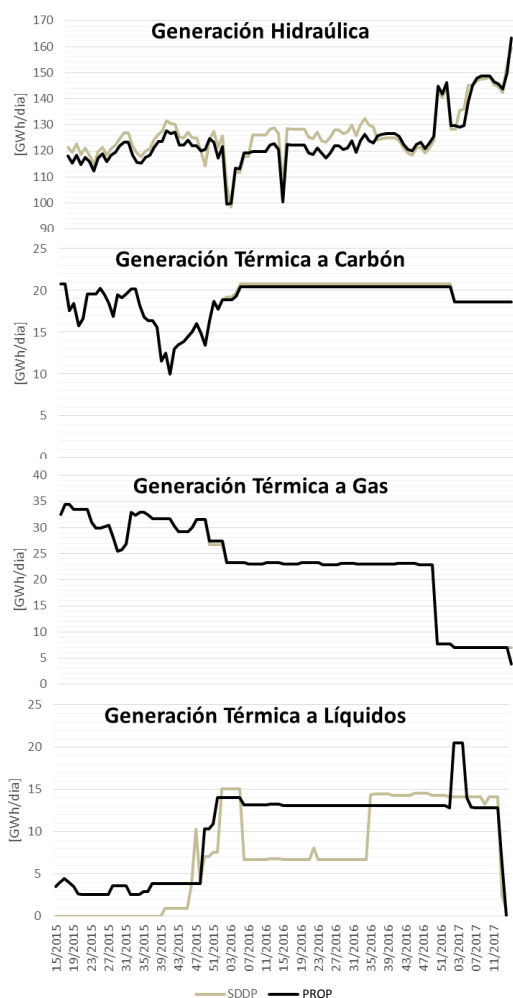
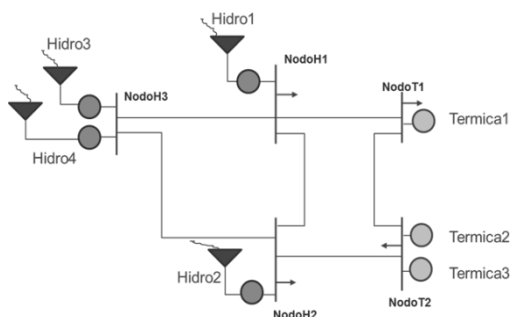


Fig. 3. Sistema sintético para el caso estocástico



La Tabla 2 presenta los costos de operación y los tiempos de ejecución. Estos costos incluyen, para ambos modelos, las penalizaciones asociadas a vertimientos e incumplimiento de restricciones (resultados de la etapa de simulación del SDDP). De nuevo, los tiempos de ejecución obtenidos con PROP son significativamente menores, aun teniendo en cuenta que el SDDP logró converger en tres iteraciones (criterio de convergencia estadístico en donde la cota inferior entra en un intervalo de confianza calculado para la cota superior).

Tabla 2. Costo de operación y tiempos de ejecución, caso estocástico.

Modelo	Costo Total [MUSD]	Costo Operativo [MUSD]	Tiempo CPU [s]
PROP	1389.00	1385.55	38.9
SDDP	7534.16	1418.09	306

Fuente: Elaboración propia

A diferencia del caso determinista, el costo operativo del modelo propuesto es menor. Esto puede ser consecuencia de la diferencia en las metodologías de resolución. El modelo propuesto, al ejecutarse como un modelo completo, encuentra la solución exacta de mínimo costo. Sin embargo, la solución del SDDP, al aplicar descomposición y satisfacer un intervalo de confianza, puede verse como una solución aproximada, que por razones metodológicas, es de mayor costo.

A manera de ejemplo de los resultados obtenidos por el modelo estocástico propuesto, la Fig. 4 muestra el comparativo de la evolución del embalse agregado, y la Fig. 5 muestra los resultados de generación agrupados por hidráulica y térmica. La línea continua corresponde al promedio y las líneas discontinuas a los percentiles 5 y 95 de todos los escenarios considerados.

De nuevo, las conclusiones que se pueden extraer de comparar los resultados obtenidos pueden carecer de fundamento teniendo en cuenta la etapa de simulación que aplica el SDDP para incorporar aquellos elementos y/o características que no se consideraron como condiciones fuertes en el problema de optimización.

Es importante resaltar la capacidad que tiene el modelo propuesto para encontrar la solución de los problemas estocásticos empleando solo una etapa de optimización y considerando todas las restricciones definidas para el problema de forma simultánea.

Fig. 4. Embalse agregado estocástico

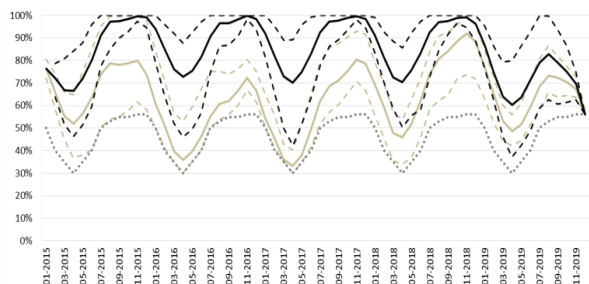
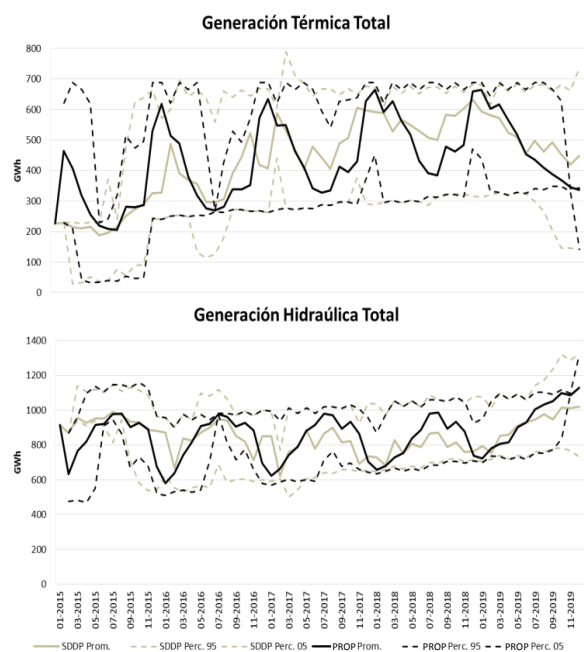


Fig. 5. Generación estocástica



## 7. CONCLUSIONES

Este artículo presenta las principales características de un modelo de planeación energética estocástica de mediano y largo plazo propuesto. Como principal ventaja, el algoritmo de descomposición propuesto reduce la necesidad de aplicar descomposición en los primeros periodos del horizonte de análisis, permitiendo obtener soluciones con mayor robustez. Sin embargo, si la aplicación de la descomposición es inevitable, el algoritmo propuesto presenta un mejor desempeño en la convergencia respecto a los enfoques tradicionales al emplear el concepto recombinante en la conexión de las diferentes etapas de la descomposición.

Mejoras en la implementación de la formulación matemática también reducen la necesidad de aplicar técnicas de descomposición. Prueba de ello es la aplicación del modelo propuesto al sistema colombiano en donde se obtiene la solución exacta del problema completo en tiempos significativamente inferiores a los del SDDP.

La representación de la incertidumbre aplicada en este modelo permite la incorporación inmediata de otras fuentes de incertidumbre que puedan llegar a tener una correlación temporal con los escenarios hidrológicos. La incorporación de fuentes de incertidumbre independientes está fuera del alcance del modelo presentado.

## 8. REFERENCIAS

- Casey, M., & Sen, S. (2005). The Scenario Generation Algorithm for Multistage Stochastic Linear Programming. *Math. Oper. Res.*, 615–631.
- CPC. (s.f.). *Climate Weather Linkage: El Niño Southern Oscillation*. Obtenido de <http://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/precip/CWlink/MJO/enso.shtml#history>
- CREG, C. d. (s.f.). “Resolución CREG-025 de 1995,” *CÓDIGO DE OPERACIÓN*. Obtenido de <http://apolo.creg.gov.co/Publicac.nsf/Indice01/Codigos-1995-RES.025-1995.COD..REDES-.COD..OPERACION?OpenDocument>.
- Fritzke, B. (1995). A Growing Neural Gas Network Learns Topologies. *in Advances in Neural Information Processing Systems*.
- Heitsch, H., & Römisch, W. (2007). Scenario tree modeling for multistage stochastic programs. *Math. Program.*, 371–406.
- Küchler, C., & Vigerske, S. (2007). Decomposition of Multistage Stochastic Programs with Recombining Scenario Trees. *Stoch. Program. E-Print Ser. SPEPS*.
- Latorre, J., Cerisola, S., & Ramos, A. (2007). Clustering algorithms for scenario tree generation: Application to natural hydro inflows. *Eur. J. Oper. Res.*
- PSR. (s.f.). *Manuales SDDP*. Obtenido de [http://www.psr-inc.com.br/portal/psr\\_es/servicos/modelos\\_de\\_apoio\\_a\\_decisao/studio\\_operas/sddp/manuais/](http://www.psr-inc.com.br/portal/psr_es/servicos/modelos_de_apoio_a_decisao/studio_operas/sddp/manuais/)
- Shahidehpoor, M., & Fu, Y. (2005). Benders decomposition: applying Benders decomposition to power systems. *IEEE Power Energy Mag.*
- Wikipedia, l. e. (s.f.). *Crisis energética de 1992 en Colombia*.
- XM. (s.f.). *Capacidad efectiva neta en Colombia*. Obtenido de <http://informesanuales.xm.com.co/2014/SitePages/operacion/2-6-Capacidad-efectiva-neta.aspx>