



Pontificia Universidad Católica de Chile

Escuela de Ingeniería

Departamento de Ingeniería Eléctrica

IEE3323 - OPERACIÓN ECONÓMICA DE SISTEMAS DE POTENCIA

## Tarea 3

### Hidrothermal Dispatch

Ignacio Barrientos M.

Aracelly Cid H.

Isaias Navarro Q.

Profesor: Samuel Córdova

Lunes 24 de junio de 2024

## Índice

<b>1. Benders Anidado (30 puntos)</b>	<b>1</b>
<b>2. Resolución</b>	<b>3</b>
2.1. 1º Barrido Forward . . . . .	3
2.1.1. NBDS(1,0) . . . . .	3
2.1.2. NBDS(2,1) y NBDS(2,2) . . . . .	3
2.1.3. NBDS(3,1) y NBDS(3,2) . . . . .	4
2.2. 1º Barrido Backward . . . . .	5
2.2.1. NBDS(2,1) y NBDS(2,2) . . . . .	6
2.3. 2º Barrido Forward . . . . .	7
2.3.1. NBDS(1,0) . . . . .	7
2.3.2. NBDS(2,1) y NBDS(2,2) . . . . .	7
2.3.3. NBDS(3,1), NBDS(3,2), NBDS(3,3) y NBDS(3,4) . . . . .	8
<b>3. SDDP.jl (10 puntos)</b>	<b>10</b>
3.1. Análisis de Resultados y su Relevancia para la Operación Diaria de Sistemas Eléctricos de Potencia con Alta Presencia de Generación Hidráulica	13
3.1.1. Cotas Inferior y Superior . . . . .	13
3.1.2. Costos Futuros . . . . .	13
3.1.3. Costos Marginales . . . . .	14
<b>4. Operación detallada (10 puntos)</b>	<b>15</b>
4.1. Variables de control o de decisión $d$ . . . . .	16
4.2. Variables de estado . . . . .	16
4.3. Conjunto de restricciones asociadas a variables de control . . . . .	16
4.4. Conjunto de restricciones asociadas a variables de estado . . . . .	16
4.5. Conjunto de restricciones de acople temporal entre distintas etapas . . . . .	16
4.6. Definición recursiva del problema de optimización multi-etapa (value function) . . . . .	17
4.7. Planteamiento del Algoritmo SDDP para la Coordinación Hidro-Térmica	18
<b>5. Publicaciones recientes (10 puntos)</b>	<b>19</b>
5.1. Análisis del primer artículo: <i>Medium-term stochastic hydrothermal scheduling with short-term operational effects for large-scale power and water networks</i> . . . . .	19
5.2. Análisis del segundo artículo: <i>Evaluation of multipurpose reservoir operating policies at basin and electric power system scales</i> . . . . .	21

## Índice de tablas

1. Escenarios de afluentes . . . . .	1
2. Cotas superior e inferior, costos futuros y costos marginales para diferentes valores de $N$ . . . . .	13

## Índice de figuras

1.	Evolución del agua almacenada con $N = 5$ . . . . .	10
2.	Evolución del agua almacenada con $N = 20$ . . . . .	11
3.	Evolución del agua almacenada con $N = 50$ . . . . .	11
4.	Evolución del agua almacenada con $N = 100$ . . . . .	12

## 1. Benders Anidado (30 puntos)

Considere el siguiente problema de despacho hidro-térmico, en el cual se debe determinar cómo utilizar los generadores térmicos e hidráulicos para satisfacer la demanda del sistema para 3 semanas. El sistema está descrito por los siguientes parámetros:

Cada semana es representada por una hora representativa con una demanda de 150 MW constante.

El sistema posee tres generadores térmicos con costos variables de generación de 50, 100 y 150 USD/MWh. Los tres generadores tienen una capacidad instalada de 50 MW cada uno, dando un total de 150 MW.

El sistema además posee un generador hidráulico con capacidad de almacenamiento (embalse), el cual posee un costo variable de generación de 0 USD/MWh, capacidad máxima de almacenamiento de 300 MWh, potencia máxima de 150 MW, y un almacenamiento inicial de 100 MWh.

Al comienzo de cada semana, los afluentes hídricos (inflows) llegan al embalse, los cuales pueden ser utilizados en el mismo periodo o almacenados para el futuro. Los afluentes dependen de la semana y son inciertos, siendo estos caracterizados por los escenarios descritos en el Cuadro 1.

Semana	Escenario	Probabilidad	Afluente [MWh]
1	0	1	50
2	1	0.5	25
2	2	0.5	75
3	1	0.5	25
3	2	0.5	75

Tabla 1: Escenarios de afluentes

Basado en lo anterior, se pide que resuelva el problema de despacho hidro-térmico usando el método de Benders Anidado. En particular, se pide que realice 1 barrido completo Forward, 1 barrido completo Backwards, y 1 último barrido completo Forward. (OJO: No es necesario que haga más iteraciones, incluso si el algoritmo no termina de converger). Muestre como las soluciones candidatas y cortes de optimalidad/factibilidad van siendo actualizadas a medida que progresa el algoritmo. Para esto, se sugiere utilizar figuras similares a las presentadas en [1] (ver Fig. 6-11 en la sección “Application of the Algorithm to Hydrothermal Optimization”).

## Formulación Matemática

A continuación se presenta la formulación del problema de optimización que se resuelve en cada etapa y escenario:

## Variables de Decisión

- $v_{1,t}$ : Energía almacenada por el generador hidráulico 1 en la semana  $t$ .
- $q_{1,t}$ : Potencia generada por el generador hidráulico 1 en la semana  $t$ .
- $p_{g,t}$ : Potencia generada por el generador térmico  $g$  en la semana  $t$ .
- $\theta_t$ : Costos futuros estimados en la semana  $t$  (USD).

## Parámetros

- $d$ : Demanda semanal (150 MW).
- $c_g$ : Costo variable de generación del generador térmico  $g$  ( $c_{1,t} = 50$  USD/MWh,  $c_{2,t} = 100$  USD/MWh,  $c_{3,t} = 150$  USD/MWh).
- $v_{1,0}$ : Almacenamiento inicial de agua ( $v_{1,0} = 100$  MWh).
- $I_t^k$ : Afluente en la semana  $t$  y escenario  $k$  (MWh).

## Conjuntos

- $G = \{1, 2, 3\}$ : Generadores Térmicos
- $T = \{1, 2, 3\}$ : Semanas
- $K = \{1, 2\}$ : Escenarios

Considerando lo anterior la formulación general del  $NBDS(t, k)$  es el siguiente:

$$\min \left\{ \sum_{t=1}^3 50 \cdot p_{1,t} + 100 \cdot p_{2,t} + 150 \cdot p_{3,t} + \theta_t \right\}$$

s.t.

- Balance de potencia:

$$\sum_{g=1}^3 p_{g,t} + q_{1,t} = d \quad \forall t \in T$$

- Balance hídrico:

$$v_{1,t} = v_{1,t-1} + I_t^k - q_{1,t} \quad \forall k \in K, t \in T$$

- Límites de generación:

$$0 \leq p_{g,t} \leq 50 \quad \forall g \in G, t \in T$$

$$0 \leq q_{1,t} \leq 150 \quad \forall t \in T$$

- Almacenamiento:

$$0 \leq v_{1,t} \leq 300 \quad \forall t \in T$$

## 2. Resolución

Se considera, para el comienzo del algoritmo el único corte de Benders  $\theta_1 \geq 0$ .

### 2.1. 1º Barrido Forward

Para cada uno de los barridos Forward, se resuelven los subproblemas NBDS(t,k), donde  $t$  corresponden a las semanas, mientras que  $k$  corresponden a los escenarios, según corresponda e cada caso.

#### 2.1.1. NBDS(1,0)

- $v_{1,0} = 100$  MWh,  $I_1^1 = 50$  MWh.
- $v_{1,0} + I_1^1 = v_{1,1} + q_{1,1}$ .
- $\sum_{g=1}^3 p_{g,1} + q_{1,1} = 150$ .
- Solución variables:  $v_{1,1} = 0$  MWh,  $q_{1,1} = 150$  MW,  $p_{1,1} = p_{2,1} = p_{3,1} = 0$  MW.
- $C_T$ : 0 USD.
- $C_1^0$ : 0 USD.
- $\theta_1$ : 0 USD.
- CMg: 0 USD/MWh.

#### 2.1.2. NBDS(2,1) y NBDS(2,2)

##### Escenario 1:

- $v_{1,1} = 0$  MWh,  $I_2^1 = 25$  MWh.
- $v_{1,1} + I_2^1 = v_{1,2} + q_{1,2}$ .
- $\sum_{g=1}^3 p_{g,2} + q_{1,2} = 150$ .
- Solución variables:  $v_{1,2} = 0$  MWh,  $q_{1,2} = 25$  MW,  $p_{1,2} = p_{2,2} = 50$  MW,  $p_{3,2} = 25$  MW.
- $C_T$ : 11250 USD.
- $C_2^1$ : 11250 USD.
- $\theta_2$ : 0 USD.
- CMg: -150 USD/MWh.

**Escenario 2:**

- $v_{1,1} = 0$  MWh,  $I_2^2 = 75$  MWh.
- $v_{1,1} + I_2^2 = v_{1,2} + q_{1,2}$ .
- $\sum_{g=1}^3 p_{g,2} + q_{1,2} = 150$ .
- Solución variables:  $v_{1,2} = 0$  MWh,  $q_{1,2} = 75$  MW,  $p_{1,2} = 50$  MW,  $p_{2,2} = 50$  MW,  $p_{3,2} = 25$  MW.
- $C_T$ : 5000 USD.
- $C_2^2$ : 5000 USD.
- $\theta_2$ : 0 USD.
- CMg: -100 USD/MWh.

**2.1.3. NBDS(3,1) y NBDS(3,2)****Escenario 1:**

- $v_{1,2} = 0$  MWh,  $I_3^1 = 25$  MWh.
- $v_{1,2} + I_3^1 = v_{1,3} + q_{1,3}$ .
- $\sum_{g=1}^3 p_{g,3} + q_{1,3} = 150$ .
- Solución variables:  $v_{1,3} = 0$  MWh,  $q_{1,3} = 25$  MW,  $p_{g,3} = 125$  MW.
- $C_T$ : 11250 USD.
- $C_3^1$ : 11250 USD.
- $\theta_3$ : 0 USD.
- CMg: -150 USD/MWh.

**Escenario 2:**

- $v_{1,2} = 0$  MWh,  $I_3^2 = 75$  MWh.
- $v_{1,2} + I_3^2 = v_{1,3} + q_{1,3}$ .
- $\sum_{g=1}^3 p_{g,3} + q_{1,3} = 150$ .
- Solución variables:  $v_{1,3} = 0$  MWh,  $q_{1,3} = 75$  MW,  $p_{g,3} = 75$  MW.
- $C_T$ : 5000 USD.
- $C_3^2$ : 5000 USD.
- $\theta_3$ : 0 USD.
- CMg: -100 USD/MWh.

**Escenario 3:** Partiendo de  $v_{1,2} = 0$  MWh y un afluente de 25 MWh, se decide generar 25 MW hidráulicos y complementar con 125 MW de generación térmica. Esto resulta en costos de 11250 USD.

- $v_{1,2} + I_3^3 = v_{1,3} + q_{1,3}$ , con afluente de 25 MWh.
- $\sum_{g=1}^3 p_{g,3} + q_{1,3} = 150$ .
- Solución variables:  $v_{1,3} = 0$  MWh,  $q_{1,3} = 25$  MW,  $p_{1,3} = p_{2,3} = 50$  MW,  $p_{3,3} = 25$  MW.
- $C_T$ : 11250 USD.
- $C_3^3$ : 11250 USD.
- $\theta_3$ : 0 USD.
- CMg: -150 USD/MWh.

**Escenario 4:** Con un afluente de 75 MWh, se maximiza la generación hidráulica a 75 MW y se complementa con 75 MW térmicos, reduciendo los costos a 5000 USD.

- $v_{1,2} + I_3^4 = v_{1,3} + q_{1,3}$ , con afluente de 75 MWh.
- $\sum_{g=1}^3 p_{g,3} + q_{1,3} = 150$ .
- Solución variables:  $v_{1,3} = 0$  MWh,  $q_{1,3} = 75$  MW,  $p_{1,3} = 50$  MW,  $p_{2,3} = 25$  MW.
- $C_T$ : 5000 USD.
- $C_3^4$ : 5000 USD.
- $\theta_3$ : 0 USD.
- CMg: -100 USD/MWh.

## 2.2. 1º Barrido Backward

En esta fase, se parte de las etapas finales empleando los valores de almacenamiento de agua obtenidos en el barrido Forward anterior. Se calculan tanto los costos totales como los costos marginales del agua para las etapas finales, utilizando estos resultados como datos de entrada para las etapas anteriores. Con esta información, se actualizan los cortes de optimalidad y factibilidad desde la última semana hacia la primera. Es importante destacar que en esta sección se aplica la última restricción presentada en el modelo general al inicio del documento.

Además, para la resolución de esta sección, es necesario agregar la siguiente restricción al problema general:

- Cortes de Benders (Barrido Backward):

$$P + Q \cdot (v_{1,t} - v_1^*) \leq \theta_t$$



Donde:

1.  $P$  el valor esperado de las soluciones óptimas de los escenarios futuros para una etapa determinada.
2.  $Q$  el valor esperado de los  $CMg$  del valor del agua asociados a estas soluciones óptimas en los escenarios de las etapas futuras.
3.  $v_1^*$  es el valor óptimo de la energía del agua almacenada del barrido anterior de la etapa actual.
4. Puesto que los escenarios de afluentes tienen la misma probabilidad, se cumple que:
  - $P = 0,5 \cdot (f_1 + f_2)$ , donde  $f_1$  y  $f_2$  son las soluciones óptimas de las etapas futuras obtenidas mediante el método *Backward*.
  - $Q = 0,5 \cdot (\pi_1 + \pi_2)$ , donde  $\pi_1$  y  $\pi_2$  representan el costo marginal del agua almacenada en las etapas futuras.

### 2.2.1. NBDS(2,1) y NBDS(2,2)

#### Escenario 1:

- $v_{1,1} = 0$  MWh,  $I_2^1 = 25$  MWh.
- $v_{1,1} + I_2^1 = v_{1,2} + q_{1,2}$ .
- $\sum_{g=1}^3 p_{g,2} + q_{1,2} = 150$ .
- Solución variables:  $v_{1,2} = 0$  MWh,  $q_{1,2} = 25$  MW,  $p_{g,2} = 125$  MW.
- $C_T$ : 19375 USD.
- $C_2^1$ : 11250 USD.
- $\theta_2$ : 8125 USD.
- CMg: -150 USD/MWh.

#### Escenario 2:

- $v_{1,1} = 0$  MWh,  $I_2^2 = 75$  MWh.
- $v_{1,1} + I_2^2 = v_{1,2} + q_{1,2}$ .
- $\sum_{g=1}^3 p_{g,2} + q_{1,2} = 150$ .
- Solución variables:  $v_{1,2} = 25$  MWh,  $q_{1,2} = 50$  MW,  $p_{g,2} = 100$  MW.
- $C_T$ : 12500 USD.
- $C_2^2$ : 7500 USD.
- $\theta_2$ : 5000 USD.
- CMg: -125 USD/MWh.

## 2.3. 2º Barrido Forward

Por último, en esta fase, se repite el procedimiento del primer barrido *Forward*, pero esta vez el problema de optimización se resuelve utilizando los cortes de Benders obtenidos en el barrido *Backward* para determinar los valores óptimos de almacenamiento de agua.

### 2.3.1. NBDS(1,0)

- $v_{1,0} = 100$  MWh,  $I_1^1 = 50$  MWh.
- $v_{1,0} + I_1^1 = v_{1,1} + q_{1,1}$ .
- $\sum_{g=1}^3 p_{g,1} + q_{1,1} = 150$ .
- Solución variables:  $v_{1,1} = 100$  MWh,  $q_{1,1} = 50$  MW,  $p_{g,1} = 100$  MW.
- $C_T$ : 9687.5 USD.
- $C_1^0$ : 7500 USD.
- $\theta_1$ : 2187.5 USD.
- CMg: -137.5 USD/MWh.

### 2.3.2. NBDS(2,1) y NBDS(2,2)

#### Escenario 1:

- $v_{1,1} = 100$  MWh,  $I_2^1 = 25$  MWh.
- $v_{1,1} + I_2^1 = v_{1,2} + q_{1,2}$ .
- $\sum_{g=1}^3 p_{g,2} + q_{1,2} = 150$ .
- Solución variables:  $v_{1,2} = 65$  MWh,  $q_{1,2} = 60$  MW,  $p_{g,2} = 90$  MW.
- $C_T$ : 6500 USD.
- $C_2^1$ : 6500 USD.
- $\theta_2$ : 0 USD.
- CMg: -100 USD/MWh.

#### Escenario 2:

- $v_{1,1} = 100$  MWh,  $I_2^2 = 75$  MWh.
- $v_{1,1} + I_2^2 = v_{1,2} + q_{1,2}$ .
- $\sum_{g=1}^3 p_{g,2} + q_{1,2} = 150$ .
- Solución variables:  $v_{1,2} = 90$  MWh,  $q_{1,2} = 85$  MW,  $p_{g,2} = 65$  MW.
- $C_T$ : 4000 USD.

- $C_2^2$ : 4000 USD.
- $\theta_2$ : 0 USD.
- CMg: -100 USD/MWh.

### 2.3.3. NBDS(3,1), NBDS(3,2), NBDS(3,3) y NBDS(3,4)

#### Escenario 1:

- $v_{1,2} = 65$  MWh,  $I_3^1 = 25$  MWh.
- $v_{1,2} + I_3^1 = v_{1,3} + q_{1,3}$ .
- $\sum_{g=1}^3 p_{g,3} + q_{1,3} = 150$ .
- Solución variables:  $v_{1,3} = 0$  MWh,  $q_{1,3} = 90$  MW,  $p_{g,3} = 60$  MW.
- $C_T$ : 3500 USD.
- $C_3^1$ : 3500 USD.
- $\theta_3$ : 0 USD.
- CMg: -100 USD/MWh.

#### Escenario 2:

- $v_{1,2} = 65$  MWh,  $I_3^2 = 75$  MWh.
- $v_{1,2} + I_3^2 = v_{1,3} + q_{1,3}$ .
- $\sum_{g=1}^3 p_{g,3} + q_{1,3} = 150$ .
- Solución variables:  $v_{1,3} = 0$  MWh,  $q_{1,3} = 140$  MW,  $p_{g,3} = 10$  MW.
- $C_T$ : 500 USD.
- $C_3^2$ : 500 USD.
- $\theta_3$ : 0 USD.
- CMg: -50 USD/MWh.

#### Escenario 3:

- $v_{1,2} = 90$  MWh,  $I_3^3 = 25$  MWh.
- $v_{1,2} + I_3^3 = v_{1,3} + q_{1,3}$ .
- $\sum_{g=1}^3 p_{g,3} + q_{1,3} = 150$ .
- Solución variables:  $v_{1,3} = 0$  MWh,  $q_{1,3} = 115$  MW,  $p_{g,3} = 35$  MW.
- $C_T$ : 1750 USD.
- $C_3^3$ : 1750 USD.
- $\theta_3$ : 0 USD.
- CMg: -50 USD/MWh.

**Escenario 4:**

- $v_{1,2} = 90$  MWh,  $I_3^4 = 75$  MWh.
- $v_{1,2} + I_3^4 = v_{1,3} + q_{1,3}$ .
- $\sum_{g=1}^3 p_{g,3} + q_{1,3} = 150$ .
- Solución variables:  $v_{1,3} = 15$  MWh,  $q_{1,3} = 150$  MW,  $p_{g,3} = 0$  MW.
- $C_T$ : 0 USD.
- $C_3^4$ : 0 USD.
- $\theta_3$ : 0 USD.
- CMg: 0 USD/MWh.

### 3. SDDP.jl (10 puntos)

Para este problema, se explorará la aplicación del algoritmo Stochastic Dynamic Dual Programming (SDDP) para la resolución de problemas de coordinación hidro-térmica de mayor escala. Para esto, se le pide descargar el paquete SDDP.jl en Julia, y realizar el tutorial correspondiente, incluyendo el ejemplo de despacho hidro-térmico (link [aquí](#)).

Luego de realizar el tutorial, se pide que vuelva a resolver el problema de despacho hidro-térmico descrito en “Problema 1: Benders Anidado”, pero esta vez considerando 10 semanas y un mayor número de escenarios (ver `escenarios.xlsx`), para lo cual podrá usar SDDP.jl. Para este nuevo caso, se pide que resuelva el problema considerando tres límites de tiempo posibles para el algoritmo (15 segundos, 2 minutos y 10 minutos), y que para cada uno de los tres límites de tiempo reporte los siguientes resultados:

- Evolución de agua almacenada al final de cada semana para 100 posibles realizaciones (muestreadas aleatoriamente).

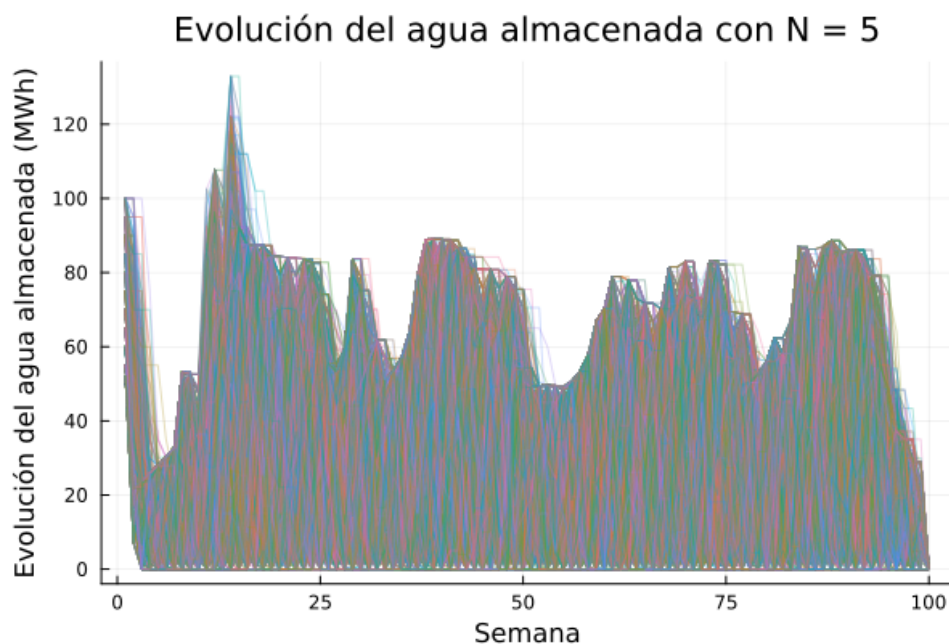


Figura 1: Evolución del agua almacenada con  $N = 5$

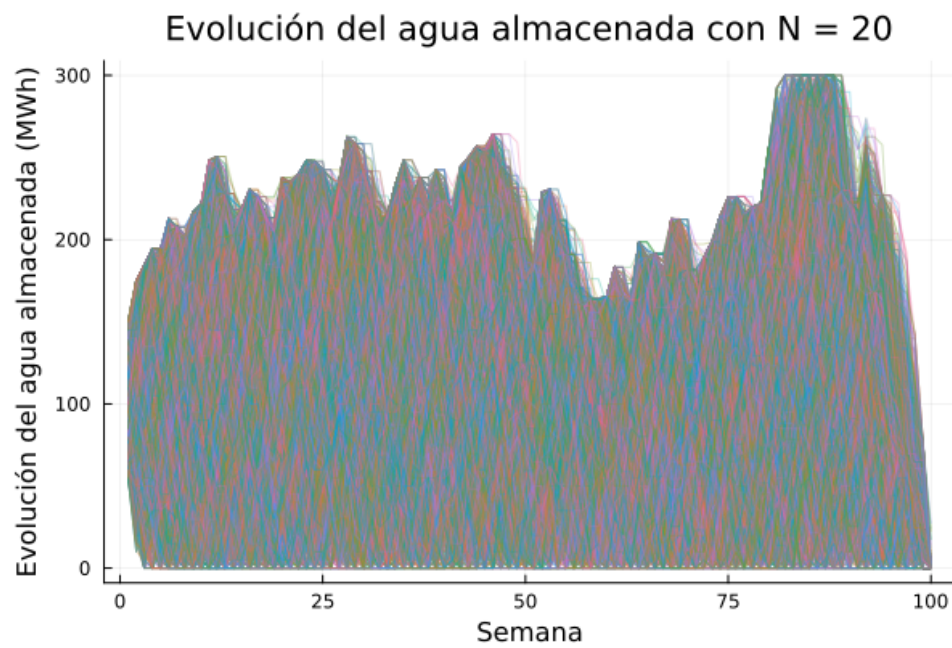


Figura 2: Evolución del agua almacenada con  $N = 20$

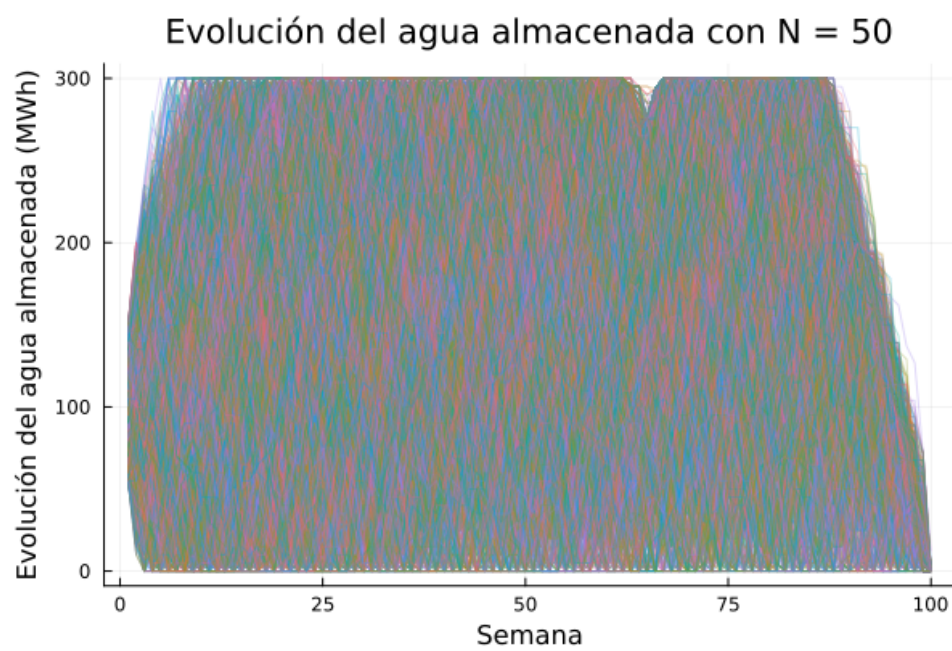


Figura 3: Evolución del agua almacenada con  $N = 50$

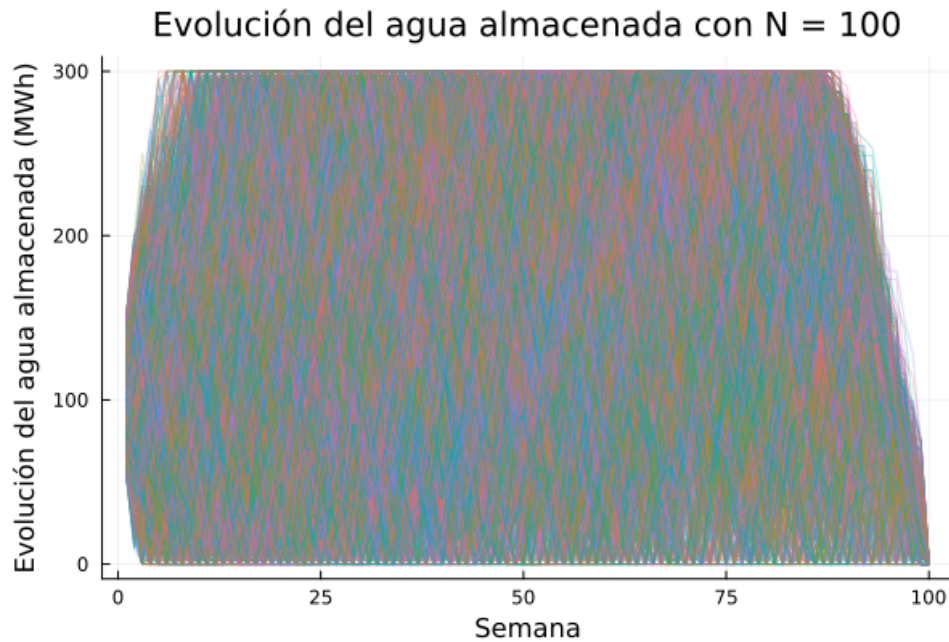


Figura 4: Evolución del agua almacenada con  $N = 100$

En los gráficos presentados, se observa que a medida que se incrementa el número de iteraciones ( $N = 5, 20, 50, 100$ ), las curvas de evolución del agua almacenada se saturan más rápidamente. Esta saturación se debe a la capacidad del modelo SDDP para optimizar progresivamente las decisiones de almacenamiento y liberación de agua bajo incertidumbre. Con cada iteración adicional, el modelo ajusta sus políticas con mayor precisión, basándose en la información acumulada de escenarios anteriores. Esto lleva a decisiones más consistentes y menos variabilidad en los resultados.

La saturación más rápida de las curvas en los modelos entrenados con más iteraciones refleja una mayor estabilidad en la política de gestión del agua. Con un número limitado de iteraciones, como en el caso de  $N=5$ , el modelo aún está aprendiendo y ajustando sus estrategias, lo que resulta en una mayor variabilidad en las decisiones de almacenamiento de agua. A medida que se incrementan las iteraciones a  $N=20$ ,  $N=50$  y  $N=100$ , el modelo tiene más oportunidades para aprender y ajustar sus decisiones basándose en un conjunto más amplio de datos y escenarios, lo que reduce la incertidumbre y mejora la precisión de las decisiones.

Adicionalmente, la mejora en la estabilidad y precisión de la política con más iteraciones también se debe a la reducción de errores numéricos y a una mejor estimación de los límites de las soluciones óptimas. Esto se refleja en los valores más consistentes y predecibles del agua almacenada en los gráficos.

- Cotas superior e inferior. Se consideran un total de 2000 escenarios y un intervalo de confianza del 95 % para la estimación de la cota superior.
- Función de costos futuros del agua almacenada para la primera etapa.
- Costo marginal (variable) del agua almacenada para la primera etapa.

N	Lower Bound	Upper Bound	Costos Futuros	Costos Marginales
5	710996.262	732212.171	703760.322	-99.601
20	715474.324	720851.767	708190.962	-109.116
50	715942.799	719384.400	708660.720	-111.745
100	716466.457	718680.177	709191.841	-113.881

Tabla 2: Cotas superior e inferior, costos futuros y costos marginales para diferentes valores de  $N$

Compare y justifique los resultados obtenidos, y explique por qué estos son relevantes para la operación diaria de sistemas eléctricos de potencia con alta presencia de fuentes de generación hidráulica, tal como el Sistema Eléctrico Nacional (SEN) en Chile (link [aquí](#)).

### 3.1. Análisis de Resultados y su Relevancia para la Operación Diaria de Sistemas Eléctricos de Potencia con Alta Presencia de Generación Hidráulica

En este análisis, nos enfocaremos en la relevancia de los resultados obtenidos a través del modelo SDDP para la operación diaria de sistemas eléctricos de potencia con alta presencia de fuentes de generación hidráulica, como el Sistema Eléctrico Nacional (SEN) en Chile.

#### 3.1.1. Cotas Inferior y Superior

Las cotas inferior y superior representan los límites dentro de los cuales se espera que se encuentre la solución óptima del problema. A medida que se incrementa el número de iteraciones ( $N$ ), estas cotas tienden a converger. Esta convergencia es crucial para la operación diaria de sistemas eléctricos porque proporciona mayor precisión y confianza en la planificación. Para los operadores, tener límites más estrechos en las estimaciones de costos permite tomar decisiones más informadas y reducir el riesgo de incurrir en sobrecostos. Esta mayor precisión es especialmente importante en un entorno como el del SEN, donde las condiciones pueden cambiar rápidamente debido a la variabilidad en los inflows de agua.

#### 3.1.2. Costos Futuros

Los costos futuros representan el costo total esperado asociado con la política optimizada de almacenamiento y uso del agua. A medida que aumentan las iteraciones, los costos futuros se incrementan. Esto indica que el modelo está identificando que almacenar agua adicional puede aumentar los costos operativos a corto plazo, pero resulta en una estrategia optimizada a largo plazo que amortigua las variaciones en la demanda y la oferta de energía. Para sistemas eléctricos como el SEN, esto es fundamental porque permite a los operadores utilizar el almacenamiento de agua como una herramienta para mitigar la incertidumbre y mejorar la estabilidad del suministro de energía.



### 3.1.3. Costos Marginales

Los costos marginales representan el impacto en el costo total esperado por almacenar una unidad adicional de agua. A medida que aumentan las iteraciones, los costos marginales se vuelven más negativos. Esto refleja que el modelo está mejorando su capacidad para gestionar la incertidumbre y optimizando las decisiones de almacenamiento de manera más efectiva. En términos prácticos, para los operadores del SEN, esto significa que cada unidad adicional de agua almacenada se traduce en una reducción significativa del costo total esperado, lo cual es esencial para maximizar la eficiencia operativa y económica del sistema.

La correcta gestión y operación de sistemas eléctricos de potencia con una alta presencia de generación hidráulica, como el Sistema Eléctrico Nacional (SEN) en Chile, depende en gran medida de la capacidad para manejar la incertidumbre y optimizar el uso de recursos hídricos. Los resultados obtenidos mediante el modelo SDDP son especialmente relevantes porque permiten a los operadores afinar sus estrategias de operación a través de varios aspectos críticos. En primer lugar, la convergencia de las cotas inferior y superior proporciona una mayor precisión en la planificación, permitiendo a los operadores tomar decisiones más seguras y reducir el riesgo de sobrecostos en un entorno donde la disponibilidad de agua puede cambiar rápidamente, afectando la capacidad de generación hidráulica. Además, los costos futuros obtenidos indican que, aunque almacenar agua puede incrementar los costos operativos a corto plazo, ofrece beneficios significativos a largo plazo al actuar como un amortiguador frente a la variabilidad en la demanda y la oferta de energía. Esta optimización a largo plazo es crucial para el SEN, donde la generación hidráulica es una fuente clave de energía renovable. Del mismo modo, los costos marginales más negativos demuestran que almacenar agua adicional reduce significativamente los costos operativos esperados, permitiendo a los operadores del SEN tomar decisiones más informadas sobre cuándo y cuánto agua almacenar, optimizando así la operación diaria del sistema. En conjunto, estos resultados destacan la importancia de un modelo robusto como SDDP para mejorar la eficiencia, estabilidad y sostenibilidad del sistema eléctrico, asegurando una gestión más eficiente y eficaz de los recursos hídricos disponibles.

## 4. Operación detallada (10 puntos)

Hasta ahora, los Problemas 1 y 2 se han enfocado en sistemas relativamente simples, en donde detalles operacionales asociados a las restricciones técnicas de transmisión y generación han sido omitidas o simplificadas. Para este problema, se le pide que analice cómo integrar el siguiente modelo operacional detallado dentro de un algoritmo SDDP para la coordinación hidro-térmica con afluentes hídricos inciertos  $I$ :

$$\begin{aligned}
 & \min_{p,f,v,q,s} \sum_{g \in G} \sum_{t \in T} C_g^G(p_{g,t}) \\
 \text{sujeto a: } & \sum_{g \in G(n)} p_{g,t} + \sum_{h \in H(n)} \eta_h q_{h,t} - D_{n,t} = \sum_{l \in L^{FR}(n)} f_{l,t} - \sum_{l \in L^{TO}(n)} f_{l,t} \quad \forall n \in N, t \in T \\
 & v_{h,t} - v_{h,t-1} = I_{h,t} + \sum_{k \in HQ, \uparrow(h)} q_{k,t} + \sum_{k \in HS, \uparrow(h)} s_{k,t} - q_{h,t} - s_{h,t} \quad \forall h \in H, t \in T \\
 & V_{min,h} \leq v_{h,t} \leq V_{max,h}, \quad Q_{min,h} \leq q_{h,t} \leq Q_{max,h}, \quad \forall h \in H, t \in T \\
 & (p, f) \in \Omega, \quad t \in T
 \end{aligned}$$

donde  $\Omega$  corresponde al conjunto de restricciones asociadas al problema de Despacho Económico con Flujo DC.

En particular, se le pide realizar el primer paso para la construcción de un algoritmo SDDP para resolver el problema. Esto es, reescribir el problema en formato de programación dinámica, para lo cual deberá explicitar lo siguiente:

- Variables de control (también conocidas como variables de decisión).
- Variables de estado.
- Conjunto de restricciones asociadas a variables de control (desacopladas temporalmente).
- Conjunto de restricciones asociadas a variables de estado (desacopladas temporalmente).
- Conjunto de restricciones de acople temporal entre distintas etapas.
- Definición recursiva del problema de optimización multi-etapa (value function).

**OJO:** No es necesario realizar una implementación computacional en este caso, sino más bien explicar con precisión el modelo de programación dinámica resultante y los problemas de optimización a resolver.

Considerando lo anterior, a continuación, se presenta el desglose de la re-formulación del problema en formato de programación dinámica.

#### 4.1. Variables de control o de decisión $d$

Las variables de control, también conocidas como variables de decisión, en este contexto son:

- $p_{g,t}$ : Potencia generada por el generador  $g$  en el tiempo  $t$ .
- $f_{l,t}$ : Flujo de potencia en la línea  $l$  en el tiempo  $t$ .
- $q_{h,t}$ : Caudal de agua utilizado por el generador hidráulico  $h$  en el tiempo  $t$ .
- $s_{h,t}$ : Caudal de agua almacenado por el generador hidráulico  $h$  en el tiempo  $t$ .

Es decir, se define:  $d_n = [p_{g,t}, f_{l,t}, q_{h,t}, s_{h,t}]$

#### 4.2. Variables de estado

Los estados deben capturar toda la información necesaria para la toma de decisiones futuras. Considerando esto, las variables de estado en este contexto son:

- $v_{h,t}$ : Volumen de agua almacenado en el generador hidráulico  $h$  en el tiempo  $t$ .

Es decir, se define:  $s_n = v_{h,t}$ .

#### 4.3. Conjunto de restricciones asociadas a variables de control

Estas restricciones se pueden expresar como:

$$(p_t, f_t) \in \Omega \quad \forall t \in T$$

#### 4.4. Conjunto de restricciones asociadas a variables de estado

Estas restricciones son:

$$V_h^{min} \leq v_{h,t} \leq V_h^{max}, \quad Q_h^{min} \leq q_{h,t} \leq Q_h^{max}, \quad \forall h \in H, t \in T$$

#### 4.5. Conjunto de restricciones de acople temporal entre distintas etapas

Estas restricciones están asociadas a la función de transición del modelo de programación dinámica  $s_{n+1} = t_n(d_n, s_n)$ . En aquel contexto, la restricción que corresponde a esta es:

$$v_{h,t} - v_{h,t-1} = I_{h,t} + \sum_{k \in HQ, \uparrow(h)} q_{k,t} + \sum_{k \in HS, \uparrow(h)} s_{k,t} - q_{h,t} - s_{h,t} \quad \forall h \in H, t \in T$$

la cual, se debe reordenar y re-definir para dejarla como una función de transición. En vista de esto, reordenando y redefiniendo  $t' = t + 1$  se obtiene lo siguiente:

$$v_{h,t+1} = v_{h,t} + I_{h,t+1} + \sum_{k \in HQ, \uparrow(h)} q_{k,t+1} + \sum_{k \in HS, \uparrow(h)} s_{k,t+1} - q_{h,t+1} - s_{h,t+1} \quad \forall h \in H, t \in T$$

a partir de lo cual es evidente, con la definición previa de que  $s_n = v_{h,t}$ , entonces  $s_{n+1} = v_{h,t+1}$ , con lo que se cumple que la función de transición de este caso es:

$$s_{n+1} = v_{h,t+1} = t_n(d_n, s_n) = v_{h,t} + I_{h,t+1} + \sum_{k \in HQ, \uparrow(h)} q_{k,t+1} + \sum_{k \in HS, \uparrow(h)} s_{k,t+1} - q_{h,t+1} - s_{h,t+1} \quad \forall h \in H, t \in T$$

#### 4.6. Definición recursiva del problema de optimización multi-etapa (value function)

Primero, para definir la función de valor, es necesario calcular la función de costo inmediato, la cual de manera general, incluye la generación térmica como hidráulica, pero que en este caso, solo se considera el térmico, de lo que resulta:

$$c_t(p_{g,t}, q_{h,t}) = \sum_{g \in G} \sum_{t \in T} C_g(p_{g,t})$$

luego, se tiene que:

$$V_t(v_{h,t}) = \min_{p_{g,t}, q_{h,t}, s_{h,t}} \left\{ \sum_{g \in G} \sum_{t \in T} C_g(p_{g,t}) \right\}$$

desarrollando el término de las sumatorias, se tiene que:

$$V_t(v_{h,t}) = \min_{p_{g,t}, q_{h,t}, s_{h,t}} \{C_g(p_{g,t}) + C_g(p_{g,t+1}) + \dots + C_g(p_{g,T})\}$$

Agrupando nuevamente y considerando el vector de decisión previamente definido.

$$V_t(v_{h,t}) = \min_d \left\{ c_g(p_{g,t}) + \min_d \{c_g(p_{g,t+1}) + \dots + C_g(p_{g,T})\} \right\}$$

Utilizando nuevamente la expresión primaria de función de valor, pero ahora para  $V_{t+1}(v_{h,t+1})$ , y reordenando, se tiene que:

$$V_t(v_{h,t}) = \min_d \{c_g(p_{g,t}) + V_{t+1}(v_{h,t+1})\}$$

lo cual, ya representa una representación de la función de valor de programación dinámica recursiva. No obstante, para la representación de un problema SDDP, es necesario considerar la incertidumbre de los escenarios futuros, lo cual queda plasmado con la expresión final:

$$V_t(v_{h,t}) = \min_{p_t, f_t, q_t, s_t} \{c_g(p_{g,t}) + \mathbb{E}[V_{t+1}(v_{h,t+1})]\}$$

donde  $\mathbb{E}$  representa el valor esperado y  $V_{t+1}(v_{h,t+1})$  es la función de valor en el tiempo  $t + 1$ .

En base a lo anterior, la formulación completa se presenta a continuación.

## Formulación Final de PD

La formulación completa del problema de despacho hidro-térmico a largo plazo en términos de Programación Dinámica es:

$$V_t(v_{h,t}) = \min_{p_t, f_t, q_t, s_t} \{c_g(p_{g,t}) + \mathbb{E}[V_{t+1}(v_{h,t+1})]\}$$

s.t.:

$$\sum_{g \in G(n)} p_{g,t} + \sum_{h \in H(n)} \eta_h q_{h,t} - D_{n,t} = \sum_{l \in L_{FR}(n)} f_{l,t} - \sum_{l \in L_{TO}(n)} f_{l,t} \quad \forall n \in N, t \in T$$

$$v_{h,t+1} = v_{h,t} + I_{h,t+1} + \sum_{k \in H_{Q,\uparrow}(h)} q_{k,t+1} + \sum_{k \in H_{S,\uparrow}(h)} s_{k,t+1} - q_{h,t+1} - s_{h,t+1}$$

$$V_{min_h} \leq v_{h,t} \leq V_{max_h}, \quad Q_{min_h} \leq q_{h,t} \leq Q_{max_h} \quad \forall h \in H, t \in T$$

$$(p, f) \in \Omega, \quad t \in T$$

### 4.7. Planteamiento del Algoritmo SDDP para la Coordinación Hidro-Térmica

1. **Definir el Árbol de Escenarios:** Definir los posibles escenarios de afluentes hídricos y sus probabilidades.
2. **Formulación del Problema Maestro:** Establecer la función objetivo y las restricciones para cada etapa.
3. **Aplicación de SDDP:** Realizar un barrido hacia adelante, resolviendo NBDS(t, k) en cada nodo y almacenando los resultados. Realizar un barrido hacia atrás, ajustando los cortes de factibilidad y optimalidad. Iterar hasta que las soluciones converjan.

En definitiva, al integrar este modelo dentro de un algoritmo SDDP, se puede optimizar la coordinación hidro-térmica considerando la incertidumbre en los afluentes hídricos, de manera iterativa.

## 5. Publicaciones recientes (10 puntos)

Como grupo deben investigar y analizar sobre aplicaciones y extensiones del problema de despacho hidro-térmico visto en clases. Para ello, se les solicita que revisen las dos siguientes publicaciones/papers [2, 3], y que realicen un resumen detallado de ambos destacando las siguientes áreas:

- (a) Descripción general del problema identificado en el paper y su relación con el problema de coordinación hidro-térmica.
- (b) Métodos matemáticos y computacionales utilizados para resolver el problema identificado en el paper, haciendo énfasis en cómo estos se relacionan con los métodos vistos en clases.
- (c) Resultados principales obtenidos y conclusiones relevantes del estudio.
- (d) Implicaciones prácticas y potenciales beneficios de las aplicaciones o extensiones del despacho hidro-térmico identificados en el paper.

Recuerde que puede acceder a papers de forma gratuita a través de [Bibliotecas UC](#) usando su usuario y clave UC.

### 5.1. Análisis del primer artículo: *Medium-term stochastic hydrothermal scheduling with short-term operational effects for large-scale power and water networks*

#### (a) Descripción general del problema

El artículo aborda la programación hidro-térmica estocástica a mediano plazo, considerando los efectos operacionales a corto plazo para redes de energía y agua a gran escala. La coordinación hidro-térmica se refiere a la optimización del uso de recursos hídricos y térmicos para la generación de electricidad, teniendo en cuenta las incertidumbres en los afluentes (caudales) y las demandas de energía. Este problema es relevante para sistemas eléctricos de gran escala, como el Sistema Eléctrico Nacional (SEN) de Chile, donde la generación hidroeléctrica y la gestión de recursos hídricos juegan un papel crucial en la operación del sistema.

#### (b) Métodos matemáticos y computacionales utilizados

El estudio utiliza un modelo de programación estocástica a mediano plazo que integra efectos operacionales a corto plazo mediante el uso de algoritmos avanzados. De esta manera, los métodos matemáticos y computacionales utilizados en este estudio incluyen:

- **Programación Dinámica Estocástica Dual (SDDP):** Este algoritmo es fundamental para resolver problemas de optimización multi-etapa bajo incertidumbre, como los problemas de despacho hidro-térmico. El SDDP permite descomponer el problema en etapas y manejar la incertidumbre en los afluentes a través de cortes de Benders, que aproximan iterativamente la función de costo futuro.

- **Descomposición de Benders:** Se utiliza en la SDDP para separar el problema en subproblemas más manejables. En cada etapa, se resuelve un problema maestro y varios subproblemas que generan cortes de optimalidad y factibilidad, mejorando gradualmente la solución.
- **Programación Dinámica:** Es fundamental para modelar decisiones secuenciales y optimizar políticas de operación a lo largo del horizonte de planificación. Este método se usó para capturar las interdependencias temporales de las decisiones de generación y almacenamiento.
- **Modelado de restricciones operacionales a corto plazo:** Integrando aspectos como rampas de generación, límites de capacidad y restricciones de flujo en las líneas de transmisión (LinDistFlow), lo cual es crucial para obtener soluciones aplicables y realistas.
- **Unit Commitment (UC):** Aunque no se menciona explícitamente en el artículo, Unit Commitment es una parte integral de los problemas de despacho hidro-térmico, asegurando que las decisiones de encendido/apagado de generadores térmicos sean óptimas y cumplan con las restricciones de demanda y operacionales.

### (c) Resultados principales obtenidos y conclusiones relevantes

Dentro de los resultados principales del estudio se concluye lo siguiente:

- **Mejora en la eficiencia operativa:** El modelo propuesto logra optimizar la utilización de los recursos hidroeléctricos y térmicos, reduciendo los costos operacionales y las emisiones de CO<sub>2</sub>.
- **Robustez ante la incertidumbre:** La integración de restricciones operacionales a corto plazo y la consideración de incertidumbres en los afluentes resultan en soluciones más robustas y aplicables en la práctica.
- **Relevancia para sistemas de gran escala:** Los hallazgos son particularmente relevantes para sistemas como el SEN de Chile, donde la coordinación hidro-térmica es crítica para la operación diaria y la planificación a mediano plazo.

### (d) Implicaciones prácticas y potenciales beneficios

Las implicaciones prácticas y los beneficios potenciales del estudio se destacan a continuación:

- **Mejora en la planificación y gestión de recursos:** La metodología propuesta permite una mejor coordinación entre la generación hidroeléctrica y térmica, optimizando el uso del agua y reduciendo los costos y las emisiones.
- **Resiliencia frente a variaciones hidrológicas:** El enfoque estocástico permite manejar mejor la incertidumbre en los afluentes, mejorando la resiliencia del sistema frente a condiciones hidrológicas adversas.
- **Aplicabilidad en sistemas eléctricos de gran escala:** Los métodos y resultados son directamente aplicables a sistemas como el SEN, proporcionando una base sólida para la toma de decisiones y la planificación operativa, tal y como se mencionó anteriormente.

## 5.2. Análisis del segundo artículo: *Evaluation of multipurpose reservoir operating policies at basin and electric power system scales*

### (a) Descripción general del problema

Este artículo evalúa las políticas operativas de reservorios multipropósito en el contexto de sistemas de cuencas y sistemas eléctricos. La operación de reservorios multipropósito es esencial para gestionar eficientemente los recursos hídricos almacenados, que se utilizan para diversas actividades como la generación de electricidad y el riego agrícola. El estudio se centra en cómo las estrategias de operación de los reservorios pueden impactar tanto en la generación hidroeléctrica como en la disponibilidad de agua para riego, especialmente bajo diferentes escenarios hidrológicos.

### (b) Métodos matemáticos y computacionales utilizados

El estudio implementa un enfoque integrado que combina un modelo de programación hidro-térmica con un modelo de recursos hídricos a escala de cuenca. Los métodos utilizados incluyen lo siguiente:

- **Programación Dinámica Multietapa:** Utilizada para modelar el problema de programación hidro-térmica, permitiendo optimizar las decisiones de generación y almacenamiento de agua a lo largo del tiempo. Este enfoque considera la incertidumbre en los afluentes mediante el uso de escenarios estocásticos.
- **Modelado de recursos hídricos (WRMs):** El estudio utiliza el simulador de recursos hídricos Pywr, una biblioteca de Python de código abierto, para modelar la cuenca y la operación de los reservorios. Pywr permite simular el flujo de agua en la red y evaluar diferentes políticas operativas.
- **Optimización lineal y multiobjetivo:** Los problemas de asignación de recursos hídricos y de programación hidro-térmica se resuelven utilizando técnicas de optimización lineal. Además, se considera la optimización multiobjetivo para evaluar los *trade-offs* entre diferentes objetivos, como la minimización de costos y la maximización de la disponibilidad de agua para riego.
- **Análisis de sensibilidad:** Se realiza un análisis de sensibilidad para evaluar el impacto de diferentes escenarios hidrológicos (húmedo, medio, seco y muy seco) en la operación de los reservorios y en los resultados del sistema eléctrico y agrícola.

### (c) Resultados principales obtenidos y conclusiones relevantes

Los resultados principales del estudio incluyen lo siguiente:

- **Impacto de las políticas de extracción de agua:** Las modificaciones en las políticas de extracción de agua para uso agrícola pueden tener impactos significativos en la operación del sistema eléctrico y en la disponibilidad de agua para riego. En escenarios de sequía, priorizar la extracción para uso agrícola puede aumentar ligeramente los costos operacionales y las emisiones del sector eléctrico.



- **Evaluación de escenarios hidrológicos:** El análisis de sensibilidad revela cómo diferentes condiciones hidrológicas afectan la operación de los reservorios y los resultados del sistema. En escenarios más secos, las políticas que priorizan el riego pueden resultar en costos adicionales y mayores emisiones, pero también contribuyen a la sostenibilidad a largo plazo.
- **Integración de modelos hidro-térmicos y de recursos hídricos:** La integración de estos modelos permite una evaluación más completa y precisa de las políticas operativas, considerando tanto los aspectos eléctricos como agrícolas.

#### (d) Implicaciones prácticas y potenciales beneficios

Las implicaciones prácticas y los beneficios potenciales del estudio se detallan a continuación:

- **Mejora en la gestión integrada de recursos:** La metodología propuesta permite una mejor coordinación entre los sectores agrícola y eléctrico, optimizando el uso del agua y reduciendo los conflictos entre diferentes usuarios.
- **Reducción de costos y emisiones:** Las políticas operativas que consideran las necesidades de ambos sectores pueden resultar en una operación más eficiente y sostenible, reduciendo los costos y las emisiones del sistema eléctrico.
- **Resiliencia frente a variaciones hidrológicas:** La consideración de diferentes escenarios hidrológicos y la integración de modelos hidro-térmicos y de recursos hídricos permiten mejorar la resiliencia del sistema frente a condiciones hidrológicas adversas que puedan ocurrir.

### Conclusiones finales

El primer artículo se centra en la programación hidro-térmica estocástica a mediano plazo, con un énfasis particular en la integración de restricciones operacionales a corto plazo. Este enfoque permite manejar de manera más efectiva la incertidumbre en los afluentes y la variabilidad en la demanda de energía, proporcionando soluciones que son no solo óptimas en términos de costos, sino también robustas frente a las fluctuaciones en las condiciones operativas. La utilización de la Programación Dinámica Estocástica Dual (SDDP) y la descomposición de Benders destaca como una metodología poderosa para descomponer problemas complejos en subproblemas manejables, mejorando iterativamente las soluciones a través de cortes de optimalidad y factibilidad.

Además, la consideración de restricciones operacionales a corto plazo, como rampas de generación y límites de capacidad en las líneas de transmisión, asegura que las soluciones propuestas sean aplicables en la práctica. Este nivel de detalle en el modelado es crucial para la operación diaria de sistemas eléctricos de gran escala, como el Sistema Eléctrico Nacional de Chile, donde la integración de fuentes de energía renovables y convencionales debe gestionarse cuidadosamente para mantener la estabilidad y la eficiencia del sistema.

El segundo artículo aborda la evaluación de políticas operativas de reservorios multi-propósito desde una perspectiva integrada que combina modelos de programación hidrotérmica con modelos de recursos hídricos a escala de cuenca. Este enfoque permite analizar cómo las decisiones de operación de los reservorios impactan tanto en la generación hidroeléctrica como en la disponibilidad de agua para riego agrícola. La utilización del simulador de recursos hídricos Pywr, junto con técnicas de optimización lineal y multiobjetivo, proporciona una herramienta robusta para evaluar diferentes políticas operativas bajo distintos escenarios hidrológicos.

Los resultados de este estudio muestran que las políticas que priorizan la extracción de agua para uso agrícola pueden tener implicaciones significativas en términos de costos operacionales y emisiones del sector eléctrico, especialmente en condiciones de sequía. Sin embargo, también se destacan los beneficios de una gestión integrada que puede contribuir a la sostenibilidad a largo plazo, equilibrando las necesidades de los sectores agrícola y eléctrico.

Considerando lo anterior expuesto para ambos artículos, es posible concluir que la integración de modelos hidrotérmicos y de recursos hídricos permite una evaluación más completa y precisa de las políticas operativas, considerando tanto los aspectos eléctricos como agrícolas. Esto es particularmente relevante en regiones como Chile, donde los recursos hídricos son limitados y la competencia entre diferentes usos del agua es intensa. La capacidad de modelar y simular diferentes escenarios hidrológicos y operacionales proporciona a los planificadores y operadores del sistema una herramienta valiosa para tomar decisiones informadas que optimicen el uso de los recursos y minimicen los impactos negativos en ambos sectores.

Por tanto, estos estudios subrayan la importancia de adoptar enfoques integrados y avanzados para la gestión de sistemas hidrotérmicos, incorporando métodos estocásticos y determinísticos para manejar la incertidumbre y optimizar las decisiones operativas. Los hallazgos de estos estudios no solo son aplicables a Chile, sino que también ofrecen lecciones valiosas para otros países y regiones que enfrentan desafíos similares en la gestión de sus recursos hídricos y energéticos. La implementación de estas metodologías puede llevar a una mejora significativa en la eficiencia, sostenibilidad y resiliencia de los sistemas de energía y agua, contribuyendo al desarrollo sostenible y al bienestar de las comunidades que dependen de estos recursos críticos.

## Referencias

- [1] M. V. F. Pereira and L. M. V. G. Pinto, “Stochastic optimization of a multireservoir hydroelectric system: A decomposition approach,” *Water Resources Research*, vol. 21, no. 6, pp. 779–792, 1985. [Enlace](#)
- [2] A. Navarro, M. Favereau, Álvaro Lorca, D. Olivares, and M. Negrete-Pincetic, “Medium-term stochastic hydrothermal scheduling with short-term operational effects for large-scale power and water networks,” *Applied Energy*, vol. 358, p. 122554, 2024. [Enlace](#)
- [3] A. Durán, M. Favereau, Álvaro Lorca, S. Vicuña, Óscar Melo, and M. Negrete-Pincetic, “Evaluation of multipurpose reservoir operating policies at basin and electric power system scales,” *Journal of Water Resources Planning and Management*, vol. 150, no. 7, p. 04024021, 2024. [Enlace](#)