

# A probabilistic economic/CO<sub>2</sub><sub>eq</sub> emissions dispatch model: Real applications

Eduardo Arriagada, Enrique López, Miguel López, Gastón Lefranc *IEEE Senior Member*, Rodrigo López *IEEE Member* and Michel Poloujadoff *IEEE Fellow Member, IEEE Lamme Medal, IEEE-PES Nikola Tesla Award*

**Abstract**—The worldwide evolution of the electric systems requires, *i. a.*: a) fossil-fuel generators with carbon capture and b) clean technologies based on renewable energies. For this reason, dispatch centers are in constant search for solutions in order to improve decision-making that involve the generation matrix. Consequently, in this paper a probabilistic economic dispatch model is proposed. The proposed methodology considers uncertainties, affecting the short-term control, the emission factors and the load dispatching. Wind speed, solar radiation and power demand are treated as random variables. Unavailability factors are also taken into account. The solution strategy is based on the Monte Carlo method and a bi-objective linear optimization constrained procedure.

The approach involve multidimensional probabilities, descriptive statistics, clusters studies and bimodal analysis. The optimal solution yields the probability distributions of system marginal prices, dual costs, load-shedding, thermal and renewable power generation and emission factors. The proposed model and methodology are applied to the electric power system of northern Chile.

**Keywords**— Probabilistic multi-objective dispatch, renewable energy, multidimensional distribution, probabilistic analysis.

## I. INTRODUCCIÓN

LAS consideraciones ambientales, adoptadas en muchos países, han reenfocado las estrategias de diseño y operación de los sistemas eléctricos de energía. En consecuencia, la operación convencional a mínimo costo de combustible, para la generación eléctrica, no es la única base para satisfacer la demanda. Algunas de ellas son: i) el cambio de combustible, ii) instalación de sistemas de limpieza post-combustión y iii) el despacho de unidades de generación con

el objetivo de regular las emisiones [1]. Para esto último, los costos de combustibles y emisiones de las unidades de generación térmicas, han sido representados por funciones de tipo cuadráticas-convexas y lineales. Estos enfoques han llevado a diversas técnicas de optimización para resolver los modelos resultantes del despacho de carga. Estas han sido categorizadas como: (a) deterministas y (b) aproximaciones heurísticas [2], [3]. La opción más simple y recurrente para tratar analíticamente el modelo de despacho económico ambiental, es convertir las funciones de costo y de emisión en aproximaciones lineal. De esta forma es posible organizar una lista de prioridades de las unidades y aplicar programación lineal [4]. Cuando se reconoce la no linealidad del problema, otras técnicas deben ser aplicadas. Por ejemplo, los métodos de gradientes o modernas técnicas heurísticas de optimización. Entre estas últimas tenemos: Algoritmos genéticos [5], algoritmos híbridos [6], [7], redes neuronales [8], algoritmo imperialista competitivo [9], algoritmos inspirados en la teoría cuántica [10], árboles de decisiones con lógica difusa [11], método del punto interior [12], entre otras. Las metodologías que incluyen técnicas heurísticas, han sido aplicadas a variados trabajos en el área de los sistemas eléctricos de potencia. Por ejemplo la planificación de redes y la localización de fallas [13]. En este artículo se utiliza una clásica y robusta técnica de optimización lineal. La modelación del despacho de carga ha evolucionado fuertemente debido a la presencia de las fuentes de energías renovables no convencionales. Esto último obliga, hoy día, a considerar nuevos enfoques de despacho económico ambiental, *i.e.*, que incluyan la aleatoriedad presente en el diseño y explotación de los sistemas eléctricos. La velocidad del viento y la irradiación han sido caracterizadas por funciones de probabilidad que el despacho económico ha reconocido [12], [14], [15]. Algunas de las estrategias utilizadas para resolver este problema multi-objetivo son: i) el método ponderado [16, 17], ii) restricción de emisiones [18]-[20], iii) mezcla óptima de combustible [21], iv) métodos de difusión de la contaminación del aire [22], [23] y v) emisiones estocásticas [11], [15], [24]. Los resultados obtenidos, en base a estas metodologías, llevan a soluciones que, fundamentalmente, se traducen en medias y varianzas para la generación [12]. En contra partida, muy pocos autores han reconocido el despacho económico con emisiones como un proceso probabilístico. Una metodología propuesta para el despacho económico probabilista es detallada en [14]. Sus resultados implican estadísticas descriptivas, análisis multidimensionales y estudios de clústeres. En dicha

E. Arriagada, Departamento de Ingeniería Industrial, Universidad Católica de la Santísima Concepción, Alonso de Ribera 2850, Concepción, Chile. (e-mail: earriagada@ucsc.cl)

E. López Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad de Concepción, Barrio Universitario s/n, Concepción, Chile. (e-mail: elopez@udec.cl)

R. López, Wolfson Solution SPA, consultor asociado de sistemas eléctricos de potencia en la Universidad de Concepción. (e-mail: rlopezg@udec.cl)

M. López and G. Lefranc, Escuela de Ingeniería Eléctrica, Pontificia Universidad Católica de Valparaíso, Av. Brasil 2147, Valparaíso, Chile. (e-mail: miguel.lopez@pucv.cl)

M. Poloujadoff, L2E, Université Pierre et Marie Curie, 4 place Jussieu, Paris, France. (e-mail: michel.poloujadoff@orange.fr)

publicación, las emisiones de las unidades térmicas no son tomadas en cuenta. El modelo y la metodología propuesta en este artículo consideran la aleatoriedad de: a) la generación eólica y solar, b) la demanda y c) la indisponibilidad de las unidades de generación. El problema multi-objetivo formulado reconoce costos lineales de combustibles y emisiones, sujetas a las restricciones térmicas de las unidades de generación. Las distribuciones de probabilidad para el viento y la irradiación se reconocen como funciones bimodales. Lo previo, se debe a que estas modelan adecuadamente el comportamiento de dichas variables en el caso chileno. La indisponibilidad de un parque de energías renovables es considerada a través de un modelo Binomial. Para el caso de las unidades a combustibles, esta conducta es ajustada a una función de Bernoulli [14]. Los resultados obtenidos, se expresan en funciones de probabilidad para las curvas de Pareto, clúster, funciones multidimensionales y estadísticas descriptivas de las variables de interés. Lo previo mejora sustancialmente el nivel de información de los distintos estados de operación del sistema, permitiendo una toma objetiva de decisiones. Finalmente, el modelo y la metodología propuesta permiten obtener la distribución de probabilidad de muchas variables de interés, entre otras, el precio de la energía spot, el comportamiento de las unidades y el nivel de emisiones. Este modelo es aplicado al Sistema Interconectado del Norte Grande de Chile (SING, su sigla en español), debido a que: i) la producción del SING, depende fundamentalmente de unidades térmicas y ii) su ubicación geográfica favorece la explotación de energías renovables no convencionales (ERNC) (viento y sol). Por otra parte, los resultados conseguidos apoyan la estrategia de expansión anual de las ERNC, contenida en la ley chilena 20.257 [36]. En resumen, el modelo propuesto determina las potencias y las emisiones de cada generador, incluida la generación eólica y solar, la potencia de racionamiento y los costos marginales de la energía. Los resultados validan los precios marginales y factor de emisiones (reales) informados para el SING (Nota: hoy el Sistema Interconectado del Norte Grande forma parte de Sistema Interconectado Nacional de Chile: SIN).

## II. MODELO PROPUESTO DE DESPACHO ECONÓMICO AMBIENTAL

El modelo de despacho económico y de emisiones, en este artículo, es formulado matemáticamente como:

$$C = \sum_{i=1}^{ng} f_i(P_i) + \sum_{j=1}^{ne} f_j(P_j) + \sum_{k=1}^{ns} f_k(P_k) + \sum_{r=1}^{nr} f_r(P_r) \quad (1)$$

$$E = \sum_{i=1}^{ng} e_i(P_i) \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^{ng} P_i + \sum_{r=1}^{nr} P_r = \sum_{r=1}^{nd} d_r - \left( \sum_{j=1}^{ne} P_j + \sum_{k=1}^{ns} P_k \right) \quad (3)$$

$$\sum_{r=1}^{nd} d_r = \Gamma \quad (4)$$

$$\tau_i * P_{min,i} \leq P_i \leq P_{max,i} * \tau_i \quad (5)$$

$$\tau_j * P_{min,j} \leq P_j \leq P_{max,j} * \tau_j \quad (6)$$

$$\tau_k * P_{max,k} \leq P_k \leq P_{max,k} * \tau_k \quad (7)$$

$$0 \leq P_r \leq \Gamma \quad (8)$$

Donde (1) la función de costo de combustible, (2) la función de emisiones, (3) el balance de potencia, (4) la demanda total, (5) – (7) la restricción técnica de las unidades de generación y (8) el corte de carga. Además,  $f_i(P_i)$ ,  $f_j(P_j)$  y  $f_k(P_k)$  son los costos de combustible de los generadores térmicos  $i$ , eólicos  $j$  y fotovoltaicos  $k$ , respectivamente; de igual forma, las potencias generadas  $P_i$ ,  $P_j$  y  $P_k$  corresponde a los generadores de combustible  $i$ , la turbina eólica  $j$  y el arreglo fotovoltaico  $k$ , respectivamente;  $f_r(P_r)$  es la función de costo por corte de carga de la potencia desconectada  $P_r$ ;  $e_i(P_i)$  es la emisión (CO<sub>2</sub> equivalentes) del generador a combustible  $i$ ;  $ng$  es el número de unidades térmicas,  $nr$  es el número de cargas desconectadas;  $nd$  es el número de cargas;  $d_r$  es la potencia nodal de la demanda (donde:  $nd = nr$ );  $ne$  es el número de turbinas eólicas;  $ns$  es el número de arreglos fotovoltaicos;  $P_{min,i}$  y  $P_{max,i}$ ,  $P_{min,j}$  y  $P_{max,j}$  y  $P_{min,k}$  y  $P_{max,k}$  corresponde a los límites técnicos de las potencias de salidas del generador a combustible  $i$ ; la turbina eólica  $j$  y el arreglo fotovoltaico  $k$ , respectivamente;  $\tau_i$ ,  $\tau_j$ ,  $\tau_k$  son variables aleatorias de tipo binaria que dependes de la tasa de falla de cada generador. Vis a vis de la solución, el problema de optimización estocástica, puede ser expresado como:

$$\underset{x}{\text{Min}} \quad \widetilde{g}_0(x, \xi)$$

Sujeto a:

$$\widetilde{g}_l(x, \xi) \leq 0, \quad l = 1, 2, \dots, m \quad x \in D$$

Donde el dominio de  $D \subset \mathbb{R}^n$ ,  $\xi$  es un vector aleatorio, definido sobre un set  $E \subset \mathbb{R}^s$ . Asumiendo que: 1) existe un familia de eventos  $F$ , con subconjuntos  $E$  y ii) una distribución de probabilidad  $P$  está definida por  $F$ . Por lo tanto, para cada  $A \subset E$ : i)  $A \in F$  y ii) la probabilidad  $P(A)$  es conocida. Además, se asume que la funciones  $\widetilde{g}_l(x, \xi): E \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $\forall x$ ,  $i$  son variables aleatorias y la probabilidad  $P$  es independiente del vector de decisión de la variable  $x$ . Para cada ensayo el vector aleatorio  $\xi$  conduce a un modelo determinista y cada estado de la simulación de tipo exploratorio se logra a través del método de MonteCarlo, que consiste en: a) seleccionar al azar un estado del sistema para obtener un valor particular del vector de datos, b) resolver a través de un algoritmo de programación lineal el estado del sistema y c) al obtener un número suficientemente grande de los estados del sistema. Los resultados se sintetizan, obteniendo probabilidades, estadísticas descriptivas, análisis de clúster de los costos duales, costos marginales, inventario de emisiones, potencias térmicas, generación eólica y fotovoltaica y el corte de carga. En este artículo, el problema multi-objetivo se escribe como:

$$\min \left\{ \sum_{i=1}^n f_i(x_i), \sum_{i=1}^n g_i(x_i) \right\} \quad i = 1, \dots, n \quad (9)$$

Sujeto a:

$$\sum_{j=1}^m v_j(x_j) = 0 \quad j = 1, \dots, j \quad (10)$$

$$\sum_{k=1}^l w_k(x_k) \leq 0 \quad k = 1, \dots, l \quad (11)$$

Esto es  $\text{Min/Max} = (f_1(x), f_2(x), f_3(x), \dots, f_n(x))$  sujeto a  $x \in S$ . Donde  $f_1(x)$  a  $f_n(x)$  son las funciones objetivo,  $x$  es el vector de decisión de las variables y  $S$  es la región factible. En consecuencia, el método “*e-constraint*” permite encontrar la solución vía:

$$\text{Min/Max} = f_1(x)$$

Sujeto a

$$\begin{aligned} f_2(x) &\geq e_2 \\ f_3(x) &\geq e_3 \\ f_n(x) &\geq e_n \end{aligned}$$

Donde,  $e$  expresa un parámetro aceptado en el intervalo  $[e^{\min}, e^{\max}]$ . Esta estrategia conduce a la minimización de cada función objetivo, formando un conjunto de resultados llamado matriz de costos (12). Esta matriz contiene la meta y anti-meta del problema [25].

$$\begin{bmatrix} f^{\min} & e^{\max} \\ f^{\max} & e^{\min} \end{bmatrix} \quad (12)$$

#### A. Costos de la generación

En Chile, a través del despacho económico vía costos reales auditados, se determina el costo marginal del mercado, para lo cual, cada agente generador debe proporcionar a los centros de despacho de carga sus costos de producción y operación [14]. La función de costo de potencia de una unidad térmica, puede ser ajustada a una función lineal [33]:

$$f_i(P_i) = b_i * P_i + c_i \quad (13)$$

Donde  $b_i$  y  $c_i$  son coeficientes de costos. Los costos variables de operación de una unidad eólica y/o fotovoltaica, en general, se pueden asumir nulos.

#### B. Emisiones

La valorización de los efectos de la contaminación es el nexo de unión entre las dos grandes sub-áreas de la economía ambiental: la valorización económica y el diseño de instrumentos de intervención correctores de los fallos de mercado que genera la presencia de externalidades ambientales. La determinación del valor económico del daño ambiental, no internalizado en los costos de producción y/o de consumo (costos marginales externos) es imprescindible para conocer cuál es el nivel de producción y de emisiones óptimo desde el punto de vista social y por lo tanto, para definir los objetivos de la política ambiental y sus instrumentos. Las diversas opciones metodológicas, para considerar las externalidades utilizan: a) métodos de valorización y ordenación contingente, b) experimentos de elección, c) precios hedónicos, e) otros. Las particularidades de este problema de evaluación, restringe la representatividad de las aplicaciones estudiadas. Esto último, se debe a que: i) normalmente se persigue mostrar el proceso de diseño y ejecución de una aplicación de valorización y ii) se pretende dejar patente que cada contexto y método de valorización muestra sus propios retos y dificultades. Todo lo previo, hace que el despacho económico ambiental deba ser reconocido como un problema bi-objetivo. Los indicadores de eco-eficiencia desarrollados (por ejemplo, por la agencia medioambiental europea) pueden reflejar la eco-intensidad o

intensidad de uso de la naturaleza (indicador ambiental/indicador económico). Entre estos, el factor de emisiones: (cantidad de contaminantes emitidos/energía involucrada) [26]. No obstante, ésta normalmente se identifica en mayor medida con la productividad de recursos utilizados (indicador económico/indicador ambiental). Finalmente, la eco-eficiencia es un concepto clave porque proporciona información sobre el crecimiento económico y ambiental y la mejora o empeoramiento del desempeño ambiental de una empresa.

Las emisiones de las de unidades a combustible, están asociado a: i) los combustibles utilizados, ii) la composición de éstos y iii) las tecnologías de abatimiento. Variadas metodologías permiten encontrar las emisiones liberadas a la atmósfera por el uso de algunos combustibles como son el gas, el petróleo y el carbón. A partir del valor calorífico neto de cada uno de ellos, es posible deducir el factor de emisión y los coeficientes de emisión de cada generador. En este estudio se utiliza la propuesta de [26] para determinar los coeficientes de emisión. Con dicha metodología la función de emisiones de cada unidad es ajustada a una función lineal:

$$e_i(P_i) = \beta_i * P_i + \gamma_i \quad (14)$$

Donde  $e_i(P_i)$  son las emisiones de la unidad  $i$ ,  $\beta_i$  y  $\gamma_i$  son coeficientes de emisión.

#### C. Velocidad del viento, radiación y demanda

La caracterización de la velocidad del viento, a largo plazo y corto plazo, puede ser modelada a través de distribuciones Weibull o Gaussianas, respectivamente. Para el caso chileno, es posible encontrar distribuciones Gaussianas bimodales [14], que pueden ser identificadas vía clústeres [27]-[30]. En el caso de la radiación solar a largo plazo, puede ser considerada como una variable aleatoria de tipo Beta. Para el corto plazo, es posible caracterizar su comportamiento a través de una distribución normal bimodal [31], [32], i.e.,

$$\begin{aligned} f(\mu_{v,1}, \sigma_{v,1}; \mu_{v,2}, \sigma_{v,2}) \\ = \frac{c_1}{C} N(\mu_{v,1}; \sigma_{v,1}^2) + \frac{c_2}{C} N(\mu_{v,2}; \sigma_{v,2}^2) \end{aligned} \quad (15)$$

Donde  $c_i$ ,  $\mu_i$ ,  $\sigma_i$ , son definidos a través del análisis de clúster de C-dimensión. La demanda horaria, es representada por una distribución normal con media  $\mu$  y desviación estándar  $\sigma$  [15], [24].

#### D. Disponibilidad de la generación

La indisponibilidad de las unidades de generación, pueden ser expresadas por una función de tipo Bernoulli (16) - (18). Donde  $\tau_g$  es una variable aleatoria de tipo binaria para una unidad de generación con una tasa de falla  $\tau_f$ . Para el caso de unidades de generación idénticas, la disponibilidad técnica puede ser definida por una ley de tipo binomial. Donde  $x$  corresponde al número unidades operando y  $N$  al total de ellas. Por lo tanto, la potencia del parque eólico o fotovoltaico puede ser expresada como (18) donde  $P_{ERN}$  es la potencia generada por una unidad ERNC [14], [24].

$$\tau_g = \begin{cases} 0 & \text{con una probabilidad } t_f \\ 1 & \text{con una probabilidad } (1 - t_f) \end{cases} \quad (16)$$

$$B(m) = \frac{N!}{x!(N-x)!} (1-t_f)^x \cdot t_f^{N-x} \quad (17)$$

$$P_{\text{parque}} = x * P_{\text{ERNC}} \quad (18)$$

### E. Racionamiento

El racionamiento es una intervención del mercado que busca disminuir el consumo de electricidad, por la contracción de la oferta. Consecuentemente, su valorización es mucho más compleja que los otros costos aludidos [14], [15]. El racionamiento de potencia es representado, en este artículo, por una unidad virtual de generación, como se muestra en (3) y (8).

### F. Macro algoritmo

El modelo propuesto multi-objetivo de las ecuaciones se detallan en (1) - (8). Considerando el modelo anterior, cada estado posible de operación es obtenido por una semilla de Monte Carlo. Para determinar el número de semillas, se deben obtener resultados estadísticamente estables. Por esta razón, solamente se aceptan valores (medios) con un 95% de confianza [14]. El macro – algoritmo utilizado es:

1. Leer la base de datos
2. Analizar la calidad de los datos
3. Aplicar análisis de clúster a los datos
4. Construir los modelos probabilísticos
5. Determinar: a) potencia aleatoria de las ERNC, b) disponibilidad de la generación, c) demanda aleatoria
6. Configurar el modelo de despacho
7. Obtener la matriz de costo (14)
8. Discretizar el dominio de las emisiones  $\varepsilon = ]g_{\min}, g_{\max}[$
9. Resolver despacho aplicando *lineal  $\varepsilon$ -constraint*
10. Repetir pasos de 5–9 según un criterio de fin de iteraciones
11. Construir: Curvas de Pareto, costo de combustible, costos duales, factor de emisión, niveles de emisión, potencias de generación y racionamiento, clústeres, probabilidades, correlación multidimensional.

## III. RESULTADOS

Los casos en estudio consideran 13 unidades térmicas cuyos coeficientes de costos variables de combustibles, emisiones y capacidades se detallan en la tabla I. La base de datos utilizada es obtenida del sitio web del centro de despacho económico de carga del SING [33] y el ministerio de energía [34], [35]. Se considera un costo de falla promedio correspondiente a Chile. Los valores medios y desviaciones estándar para la demanda, velocidad del viento y la radiación solar, son aquellos propuestos por [14] y son mostrados en la tabla II. El primer caso contempla sólo la demanda como variable aleatoria. El segundo caso integra tanto un plan de obras de generación de ERNC para satisfacer un 6% de la energía consumida anual [36] como la indisponibilidad de la generación. El escenario elegido considera 205 MW de energía eólica, 160 MW de

energía solar fotovoltaica y tasas de falla de 5% para las unidades térmicas y 1% para las ERNC. El modelo de turbina es de 5 MW G132 (cut-in: 3 m/s, corte 25 m/s). El módulo fotovoltaico utilizado es el STP290-24 (potencial nominal 290W) y el inversor utilizado es 500HE SC (500kW de potencia nominal). El tiempo promedio para cada optimización es de 0,0217 segundos.

TABLA I  
COEFICIENTES DE COSTOS Y EMISIONES

	$b_i$ (USD/MWh)	$\beta_i$ (tC/MWh)	$P_{\min}$ (MW)	$P_{\max}$ (MW)
1	40.85	0.92	33	135
2	40.47	0.91	65	135
3	48.47	0.92	130	260
4	60.61	1.05	90	120
5	49.70	1.00	80	90
6	47.61	0.96	85	120
7	59.62	1.11	45	100
8	56.66	1.06	90	115
9	57.17	1.06	90	250
10	46.67	0.87	100	135
11	155.65	0.58	5	100
12	55.48	0.36	160	200
13	28.04	0.37	300	330

TABLA II  
PARÁMETROS DE LA DEMANDA, VIENTO Y RADIACIÓN SOLAR

Parámetros	Demanda (MWh)	Viento (m/s)	Radiación (kW/m <sup>2</sup> )
Valor medio	1752.80	4.36/9.61	1.057/0.950
Desviación Estándar	87.64	1.27/1.19	0.023/0.061

### A. Caso 1. Fronteras de Pareto parametrizada por la demanda aleatoria

El análisis multidimensional de las fronteras de Pareto, la probabilidad bidimensional de las emisiones (eje x) y los costos de combustible (eje y), parametrizadas en la demanda, se presentan en la figura 1. Basado en esta información, es posible encontrar una probabilidad conjunta de los datos que puede ser expresado como:

$$P(x_{\min,i} \leq x_i \leq x_{\max,i}, y_{\min,j} \leq y_j \leq y_{\max,j}) \quad (19)$$

$$= \int_{x_{\min,i}}^{x_{\max,i}} \int_{y_{\min,i}}^{y_{\max,i}} \vartheta(X, Y) dX dY$$

Donde

$$i) \vartheta_{ij} \geq 0, \forall i, j \quad (20)$$

$$ii) \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \vartheta(X, Y) dX dY = 1$$

Consecuentemente, la moda estadística de las fronteras de Pareto, coincide con los valores medios. Con un costo de combustible de 85260 USD/h, un factor de emisiones de 0.768 tC/MWh y un costo promedio de 48.64 USD/MWh (figura 1). El comportamiento de las unidades térmicas es mostrado en la figura 2.a. En el caso de la unidad (U13), al ser la más económica, entrega su máxima potencia coinciden con la moda, su media y su límite máximo. Para el comportamiento de los costos marginales del sistema, ese seleccionan 5 puntos equidistantes de las fronteras de Pareto como se muestra en la figura 2.b. Para el caso de mínimo costo – máxima emisiones,

el costo marginal modal es de 61.7 USD/MWh con un 66,5% de probabilidad. Por otro lado, el costo marginal modal para mínimas emisiones y costos de combustibles máximo es de 373,6 USD/MWh con un 28,3% de probabilidad.

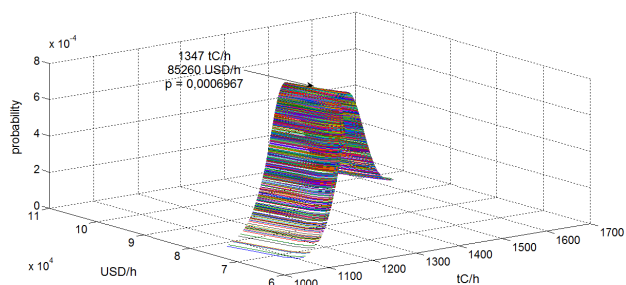


Figura 1: Probabilidad de las curvas de Pareto

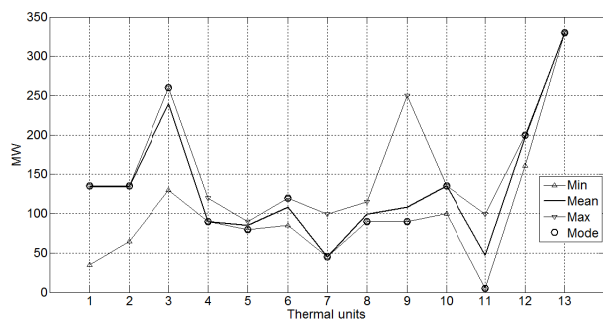


Figura 2.a: Comportamiento de las unidades térmicas

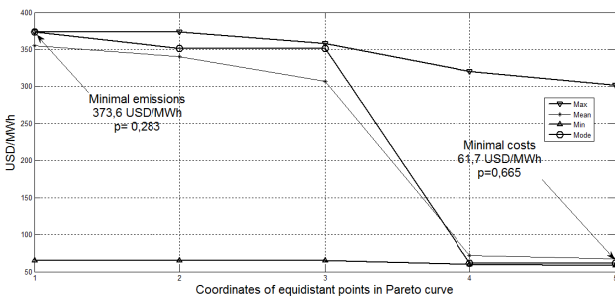


Figura 2.b: Costos marginales para 5 puntos equidistantes de las curvas de Pareto

**B. Caso 2. Análisis considerando las energías renovables, la demanda y la incertidumbre en la generación.**

Las figuras 3 y 4 presentan las probabilidades de la potencia de generación gaussiano bimodal. Los casos con indisponibilidad en la generación, corresponden al 8%, aproximadamente.

Al considerar ambos parques de generación (eólico y fotovoltaico), éstos muestran un comportamiento gaussiano bimodal esperable. Los valores medios para estos grupos son 172 MW y 276 MW con una desviación estándar de 18 MW y 30 MW, respectivamente (figura 5).

Los frentes de Pareto y probabilidad conjunta son presentados en las figuras 6. La variación del parque ERNC, la indisponibilidad y la incertidumbre de la demanda, afectan la longitud y el desplazamiento de las curvas de Pareto. Las fallas de las unidades más baratas, implican curvas de Pareto con mayores costos de combustibles y de emisiones. Además,

existe una correlación directa entre la demanda y las curvas de Pareto. A pesar de lo anterior, la multiplicidad de factores aleatorios presentes en los frentes de Pareto, se hace complejo establecer una conclusión. Por esta razón, es necesaria la exploración de la probabilidad conjunta mostrada en la figura 6.b. Por ejemplo, para una moda estadística de la demanda de 1770 MW y 1240 tC/h, se presenta un factor de emisiones de 0,70 tC/MWh, con una probabilidad conjunta de 6.07 %.

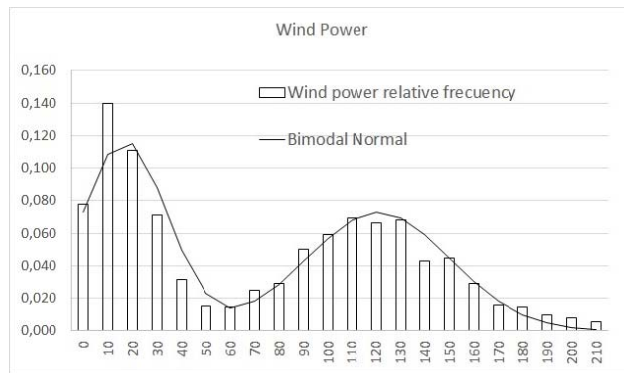


Figura 3. Frecuencia relativa de la potencia.

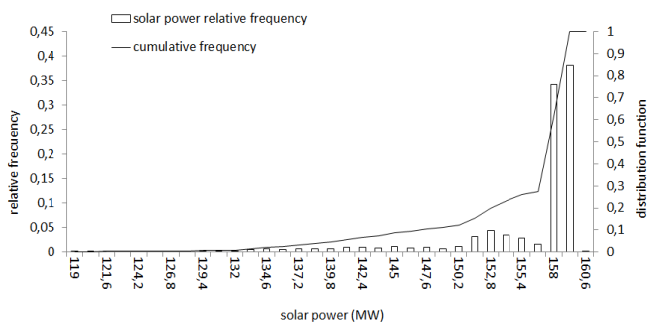


Figura 4. Frecuencia relativa de la potencia fotovoltaica.

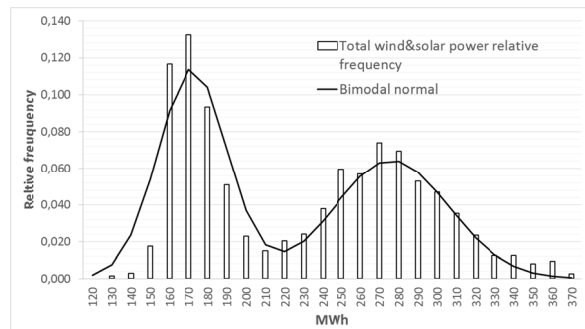


Figura 5. Frecuencia relativa bimodal de la Potencia total del parque ERNC (1 hora)

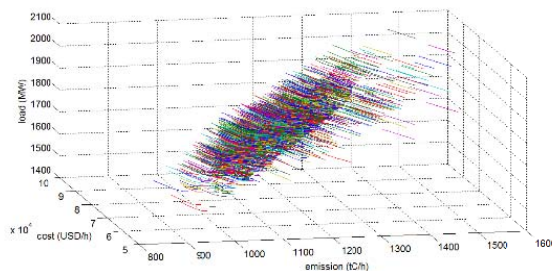


Figura 6. a) Espacio tridimensional de las fronteras de Pareto vs la carga

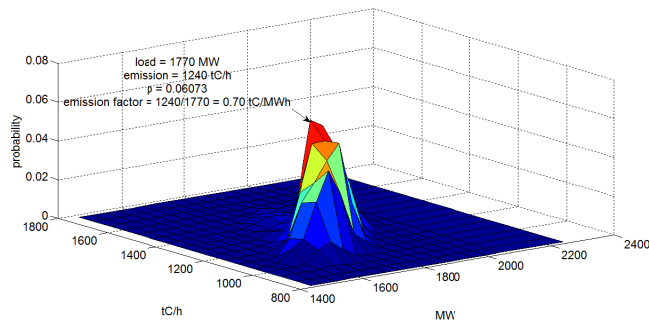


Figura 6.b) Probabilidad conjunta de la carga & las emisiones

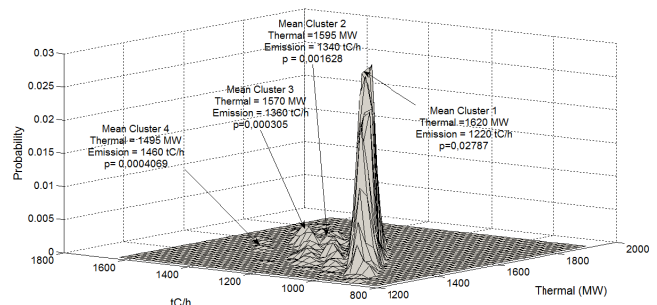


Figura 7. b) Probabilidad conjunta.

C. Análisis del comportamiento de las unidades térmicas

Los resultados de la potencia generada por el parque térmico son presentados en las figuras 7. A través del análisis de clúster es posible identificar 4 grupos de fronteras de Pareto en función a la potencia de generación del parque térmico. El primer clúster contiene aproximadamente el 90% de los casos, asociado a un bajo nivel de emisiones y costos marginales, con un valor medio de generación térmica de 1620 MW, 1220 tC/h y una probabilidad conjunta de 2.07%. Para el segundo y tercer clúster, existe un 4.7% (media de la generación térmica: 1595 MW, media de las emisiones: 1340 tC/h) y 4.6 % (generación térmica: 1570 MW, misiones: 1380 tC/h), respectivamente. Para el último clúster, existe un 0,7% (media de la generación térmica: 1495 MW, media de las emisiones: 1460 tC/h) de los casos que representa escenarios de baja participación de la ERNC además de la indisponibilidad de las unidades más baratas y menos contaminantes de la generación térmica. Los factores de emisiones para el clúster 1, 2, 3 y 4 son 0.75 tC/MWh, 0.84 tC/MWh, 0.87 tC/MWh y 0.98 tC/MWh, respectivamente. Las estadísticas descriptivas (promedio, moda, valores mínimos y máximos) de las potencias de cada unidad térmica, corte de carga, costos marginales y duales, son presentadas en las figuras 8. Con respecto al caso 1, al incluir las ERNC al sistema y la indisponibilidad de la generación, se modifican algunos indicadores estadísticos. Por ejemplo, la potencia de la unidad 1, con un 0.55%. Para el caso de los costos marginales de cinco puntos equidistante de las curvas de Pareto, se muestran en la figura 8.b. Para el caso de mínimo costo de combustible el costo marginal es de 59.9 USD/MWh y para las mínimas emisiones el costo marginal es de 358.1 USD/MWh. Para el caso de los costos duales presentados en la figura 8.c, es de 348 USD /tC para mínimas emisiones y de 12.51 USD/tC para mínimo costo de combustible.

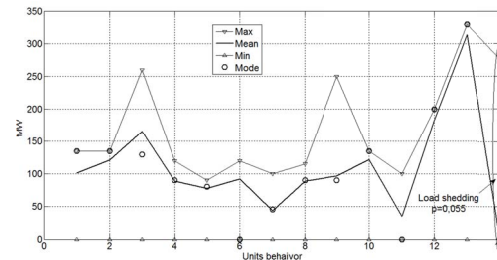


Figura 8.a. Estadísticas descriptivas de las potencias de las unidades térmicas

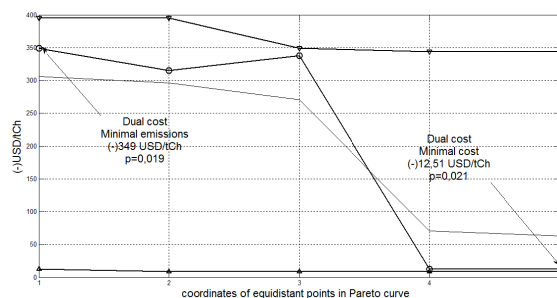


Figura 8.b. Estadísticas descriptivas de los costos marginales

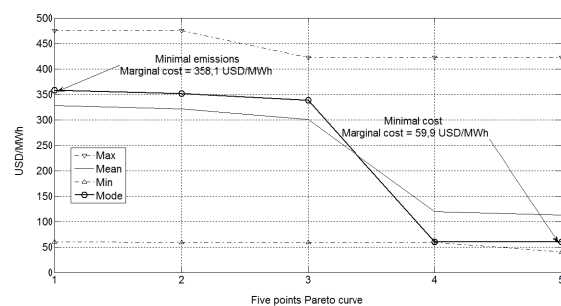


Figura 8.c. Estadísticas descriptivas de los costos duales

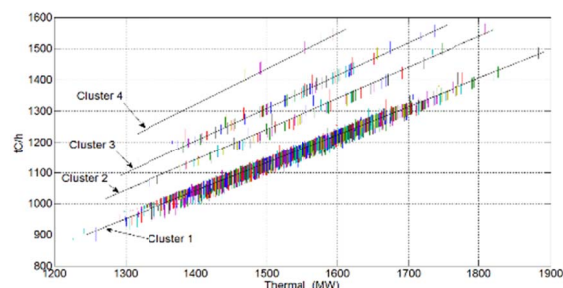


Figura 7. a) Clúster de la generación térmica y emisiones

IV. CONCLUSIONES

A. Respecto a la metodología y el modelo

El despacho económico probabilista considerando el inventario de emisiones sigue siendo una tarea difícil y compleja. La metodología propuesta ayuda a entender los escenarios globales donde se integran las energías renovables, la indisponibilidad de unidades de generación y el comportamiento del inventario de emisiones del sistema. La nueva estrategia permite: a) cambios legislativos, b) reformas

tributarias y c) reglamento de las actividades productivas, en el mercado eléctrico. Este trabajo propone un mecanismo objetivo para apoyar la toma de decisiones, basado en la información probabilística de: a) precios marginales b) costos duales, c) valores del combustible, d) niveles de emisiones, e) costos sustitutivos expresados en las curvas de Pareto resultantes, f) el despacho económico de unidades, g) la conducta aleatoria de la carga y h) el comportamiento restringido de la operación. Lo anterior permite analizar escenarios de operación (económicos y ambientales) que serían imposibles identificar en un análisis determinista. El análisis multidimensional permite una mejor evaluación del despacho económico con inventario de emisiones de tipo probabilista. El método permite la cuantificación de la matriz de correlación con las distintas variables de salida (frentes de Pareto, costo marginal, etc.) y que pueden ser representados como: a) funciones de distribución, b) clústeres y c) estadísticas descriptivas de las variables técnicas y económicas.

### B. Respecto a la aplicación del SING

Para el primer caso, el costo marginal modal es de 61,7 USD/MWh. Exhibiendo una diferencia de 5,8% en comparación con el valor real de operación (58,3 USD/MWh) [33]. Por otro lado, el factor de emisiones calculado en base al modelo y la metodología propuesta es de 0.768 tC / MWh, exhibiendo una variación de 8,2%, respecto al valor real informado por la CNE (0,71 CT/MWh) [37]. Para el segundo caso (considerando la aleatoriedad de la demanda, la ERNC y la indisponibilidad de las unidades), permite encontrar otros resultados como clústeres que implican costos de combustible a máxima emisiones con un costo marginal modal de 59,9 USD / MWh. Al minimizar las emisiones (máximo costo de combustible) el costo marginal modal aumenta a 358,1 USD/MWh.

El modelo propuesto de despacho económico ambiental probabilístico: a) considera todos los posibles escenarios de funcionamiento, b) mejora la toma de decisiones, c) proporciona información cuantitativa (es decir, optimiza la explotación, planificación, seguridad y el inventario de emisiones de un sistema de generación) y d) puede ser extendido a funciones objetivos no lineales. La aplicación real del modelo: a) revela resultados innovadores para el despacho económico con emisiones bajo incertidumbre, b) cuantifica el impacto de las emisiones en la operación económica, c) retarda el racionamiento de la oferta, d) estimula el uso de tecnologías limpia, e) disminuye el precio promedio de la energía y f) muestra la robustez del modelo, entre otros. Por último, la modelación del despacho económico probabilístico considerando el inventario de emisiones, la variabilidad de las energías renovables no convencionales y la indisponibilidad e unidades de generación, continúan siendo un desafío.

### V. REFERENCIAS

- [1] M.H. Alham, M. Elshahed, Doaa Khalil Ibrahim, Essam El Din Abo El Zahab, A dynamic economic emission dispatch considering wind power uncertainty incorporating energy storage system and demand side management, *Renewable Energy journal.*, vol. 96, 2016, pp. 800 – 811.
- [2] M.R. Hesamzadeh, O. Gallanda, D.R. Biggar, Short-run economic dispatch with mathematical modelling of the adjustment cost, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 58, 2014, pp. 9 – 18.
- [3] K. Srinivas, C. Patvardhan, D. Bhagwan, An new elitist multi-objective stochastic search technique and its application to economic dispatch problem in power system, 2007 *Evolutionary Computation*, IEEE Conference on, 2007.
- [4] Torben Ommen, Wiebke Brix Markussen, Brian Elmegaard, Comparison of linear, mixed integer and non-linear programming methods in energy system dispatch modelling, *Energy*, vol. 74, 2014, p.p 109 – 188.
- [5] G Lia., Using chaotic quantum genetic algorithm solving environmental economic dispatch of smart microgrid containing distributed generation system problems, *Power System Technology*, International Conference on, 2010.
- [6] S Hemamalini and Sishaj P Simon, Economic/Emission load dispatch using artificial bee colony algorithm, in: *ACEEE International Journal on Electrical and Power Engineering*, vol. 1, 2010, pp. 27-33.
- [7] A. Bhattacharya, P. Chattopadhyay, Solving economic emission load dispatch problems using hybrid differential evolution, *Applied soft computing*, vol. 11, n°2, 2011, pp. 2526-2537.
- [8] S. Sivasubramani, K. Swarup, Environmental/Economic dispatch using multiobjective harmony search algorithm, *Electr. Power Syst. Res*, vol. 81, n° 9, 2011, pp. 1778-1785.
- [9] L. Bayón, J. M. Grau, et al., The exact solution of the environmental/economic dispatch problem, *IEEE Trans. on Power Syst.* vol. 27, n° 2, 2012, pp. 723-731.
- [10] Y. Xia, S. Ghiocel, et al., A simultaneous perturbation approach for solving economic dispatch problems with emission, storage, and network constraints, *IEEE Trans. on Smart Grid*, vol. 4, n° 4, 2013, pp.2356-2363.
- [11] Serhat Duman, Nuran Yorukeren, Ismail H. Altas, A novel modified hybrid PSO/GSA based on fuzzy logic for non-convex economic dispatch problem with valve-point effect, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 64, 2015, pp. 121 – 135.
- [12] R. Azizpanah, T. Nikman, A. Roosta, A. Reza, M. Zare, Probabilistic multiobjective wind thermal economic emission dispatch based on point estimated method, *Energy*, vol.37, n°1, 2012, pp. 322-335.
- [13] C. Tardón, E. López, J. Tardón, M. López, M. Poloujadoff, G. Lefranc, Optimal stochastic fault tracking for rural electrical distribution networks via emergency brigades, *Electr. Power Syst. Res*, vol.101, 2013, pp. 56-62.
- [14] E. Arriagada, E. López, M. López, R. Blasco, C. Roa, M. Poloujadoff, A probabilistic economic dispatch model and methodology considering renewable energy, demand and generator uncertainties, *electric power system research* vol.121, 2015, pp.325 – 332.
- [15] E. Arriagada, E. López, C. Roa, M. López, J. Vannier, A stochastic dispatch model renewable energies considering demand and generation uncertainties, 2013, *PowerTech – Grenoble*, IEEE Conference on, 2013.
- [16] L Bayon., J Grau., M. Ruiz, P. Suárez, The exact solution of the environmental/Economic dispatch problem, *IEEE Trans. on power syst.*, Vol.27, n°2, 2012, pp.723-731.
- [17] M. Rajkumar, K. Mahedevan, S. Kannan., S. Baskar, Combined economic and emission dispatch with valve point loading of thermal generators using modified NDGA-II, *J. Electr. Eng. Technol.*, vol 8, n°3, 2013, pp. 490-498.
- [18] Y. Xia, S. Ghiocel, D. Dotta, D. Shawhan, D. Kidle, J. Chow, A simultaneous perturbation approach for solving economic dispatch problems with emission storage, and network

- constraints, IEEE transactions on smart grid, vol.4, n°4, 2013, pp.2356-2363.
- [19] M. Norouzi, A. Ahmadi, A. Sharaf, A. Nezhad, Short – term environmental/economic hydrothermal scheduling, Electric Power System Research vol.116, 2014, pp.117-127.
- [20] B.Y. Qu, J.J Liang, Y.S Zhu, Z.Y. Wang, P.N Suganthan, Economic emission dispatch problems with stochastic wind power using summation based multi-objective evolutionary algorithm, Information Sciences vol.351, 2016, pp.48 -66.
- [21] E. Afzalan, M. Joorabian, Emission, reserve and economic load dispatch problem with non-smooth and non-convex cost functions using epsilon-multi-objective genetic algorithm variable, Electrical Power and Energy Systems, Electrical Power and Energy Systems vol.52, 2013, pp. 55–67.
- [22] A. Ghasemia, M. Gheydib, M. Javad Golkarc, M. Eslamida Young, Modeling of Wind/Environment/Economic Dispatch in power system and solving via an online learning meta-heuristic method, Applied Soft Computing vol.43, 2016, pp. 454–468
- [23] Y.Zhu , J.Wanga, B.Qu, Multi-objective economic emission dispatch considering wind power using evolutionary algorithm based on decomposition, Electrical Power and Energy Systems, vol. 63, 2014, pp.434–445.
- [24] E. Arriagada, E. López, M. López, G. Lefranc, R. López, M. Poloujadoff, A probabilistic, emission and economic dispatch model considering renewable energy, demand and generator uncertainties: A real application. Automatica ICA-ACCA 2016, IEEE International Conference on, 2016.
- [25] G. Mavrotas, Effective implementation of the e-constraint method in Multi-Objective programming problems, applied mathematics and computation, vol. 213, 2009, pp. 455-465.
- [26] IPCC Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories 2 (2006), <http://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/2006gl/spanish/vol2.html>
- [27] J. Karki, S. Thapa, R. Billinton, A simplified risk-based method for short-term wind power commitment, IEEE Trans. Sustain. Energy, vol. 3, n°3, 2012, pp. 498–505.
- [28] R. Dutta, F. Wang, B. Bohlman, K. Stelson, Analysis of short-term energy storage for midsize hydrostatic wind turbine, J. Dyn. Syst. Meas. Control, vol. 136, n°1, 2014, pp.1–14.
- [29] J. Karki, S. Thapa, R. Billinton, A simplified risk-based method for short-term wind power commitment, IEEE Trans. Sustain. Energy vol.3, n°3, 2012, pp. 498–505.
- [30] E. Morgan, M. Lackner, R. Vogel, L. Baise, Probability distribution for offshore wind speeds, Energy Convers. Manag. Vol. 52, 2011, pp. 15–26.
- [31] G. Vijayakumar, M. Kummert, S. Klein, W. Beckman, Analysis short-term solar radiation data, Solar Energy vol. 79, n° , 2005, pp. 495–504.
- [32] J. Boland, M. David, P. Lauret, Short term solar radiation forecasting: Island versus continental sites, Energy vol. 113, 2016, pp.186 – 192.
- [33] CDEC-SING, Hourly Load Data Archives, 2014 <http://cdec2.cdecinc.cl/portal/page?pageid=33&dad=portal&schema=PORTAL#4121>
- [34] Chilean Energy Ministry, Hourly Load Data Archives, 2014. <http://antiguo.minenergia.cl/minwww/opencms/03Energias/OtrosNiveles/renovablesnoconvencionales/TiposEnergia/eolica.html>.
- [35] Chilean Energy Ministry, Hourly Load Data Archives,2014<http://antiguo.minenergia.cl/minwww/opencms/03Energia>
- [36] Library of the Chilean National Congress, Law 20.257: Generation of Electricity with Non-conventional Renewable Energy Sources, 2014 <http://www.leychile.cl/Navegar?idNorma=270212>.

- [37] Comisión Nacional de Energía, 2015. Factor de emisiones del SIC-SING. <http://energiaabierta.cne.cl/visualizaciones/factor-de-emision-sic-sing/>

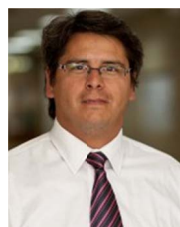
## BIOGRAFÍAS



Dr. Eduardo Arriagada es profesor asistente de la Universidad Católica de la Santísima Concepción. Especialista en Economía Energética. (earriagada@ucsc.cl)



Dr. Enrique López es profesor Asociado de la Universidad de Concepción. Especialista en confiabilidad y optimización en sistemas eléctricos de potencia. (elopez@udec.cl)



Dr. Miguel López es profesor auxiliar de la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso. Especialista en control y optimización de sistemas híbridos de conversión de energías renovables. (miguel.lopez@pucv.cl)



Rodrigo López, está con Wolfson SPA y es consultor asociado del LSEP de la Universidad de Concepción. Especialista en regulación de mercados eléctricos. (rodrigo.lopezg@gmail.com)



Gastón Lefranc es profesor de la Universidad Católica de Valparaíso. Especialista en inteligencia artificial, redes neuronales y arquitectura de computadores. (gaston.lefranc@gmail.com)



Dr. Michel Poloujadoff es profesor emérito de la Université Pierre et Marie Curie, Paris, France. Dedicó su carrera a las máquinas eléctricas en el Institut National Polytechnique de Grenoble, École Centrale de Paris et Ecole Supérieure d'Electricité de Paris.(michel.poloujadoff@orange.fr)