

UNA NUEVA METODOLOGÍA PARA REALIZAR DOWNSCALING ESTADÍSTICO Y PARA LA ESTIMACIÓN DE IMPACTOS POTENCIALES DE CAMBIO CLIMÁTICO EN EL CONSUMO DE ENERGÍA EN LAS CIUDADES.

Francisco ESTRADA PORRÚA¹, Víctor Manuel GUERRERO GUZMÁN², CARLOS GAY GARCÍA¹.

¹ *Centro de Ciencias de la Atmósfera, Universidad Nacional Autónoma de México*

² *Departamento de Estadística, Instituto Tecnológico Autónomo de México*

feporrua@atmosfera.unam.mx, guerrero@itam.mx, cgay@servidor.unam.mx

RESUMEN

En este texto se presenta parte de la metodología propuesta por ESTRADA y GUERRERO (2010) y ESTRADA (2010) para realizar downscaling estadístico, basándose la combinación de modelos de Vectores Autorregresivos (VAR) y técnicas de pronósticos restringidos. Los escenarios construidos con esta metodología se utilizan para estimar el impacto de cambio climático sobre los índices de Heating Degree Days y Cooling Degree Days en la Ciudad de México. Como se ha mostrado en la literatura, cambios en estos índices proveen una buena aproximación de los cambios en el consumo de energía para confort humano. Finalmente, en este trabajo se muestra la aplicación de derivados de clima para valorar los costos económicos producidos por el cambio en la demanda de energía en la ciudad.

Palabras clave: Downscaling estadístico, modelos de series de tiempo, modelos de Vectores Autorregresivos, pronósticos restringidos, energía, evaluación de impactos, derivados de clima.

ABSTRACT

This text illustrates part of the downscaling methodology proposed in ESTRADA and GUERRERO (2010) and ESTRADA (2010). This new methodology is based on a combination of Vector Autoregressive models and restricted forecast techniques. The downscaled scenarios are used for estimating the potential impact of climate change on Heating Degree Days and Cooling Degree Days indexes for Mexico City. As has been shown in the literature, changes in these indexes provide a good approximation for the changes in energy demand for human comfort. Finally, weather derivatives valuation is applied for estimating the economic costs produced by the changes in energy demand in the city.

Key words: Statistical downscaling, time-series models, Vector Autoregressive models, restricted forecasts, energy, impact assessment, weather derivatives.

1. INTRODUCCIÓN

En las últimas dos décadas los modelos de circulación general han tenido importantes avances en cuanto al número y a la complejidad de procesos del sistema climático que simulan, a su capacidad para reproducir el clima observado, al número de capas atmosféricas y oceánicas en la vertical y a la resolución espacial que pueden producir. La Figura 1 muestra la evolución de la resolución espacial de los modelos de circulación general, desde el Primer Reporte de Evaluación del IPCC hasta el Cuarto, publicados en 1990 y 2007, respectivamente. A pesar de

estos grandes avances, la resolución espacial de estos modelos sigue siendo demasiado gruesa (en el mejor de los casos $1^\circ \times 1^\circ$, lo que aproximadamente equivale a $110 \times 110 \text{ km}^2$ en el Ecuador). De esta forma algunas características importantes que ocurren en escalas más pequeñas que el tamaño de malla, tales como topografía, nubes y uso de suelo (FOWLER et al., 2007), son ignoradas. Dicha resolución resulta, en muchos casos, insuficiente para la evaluación de los impactos potenciales de cambio climático en sistemas humanos y naturales (CHRISTENSEN et al., 2007). Esta limitación es de gran importancia para el desarrollo de planes de adaptación y diseño de políticas públicas, así como para la evaluación de los costos del cambio climático a nivel local y regional.

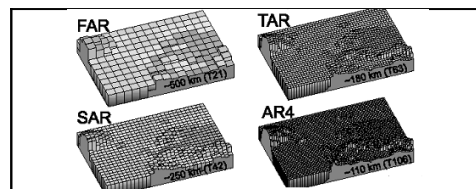


Fig. 1: Evolución de la resolución espacial de los modelos de circulación general desde el Primer Reporte de Evaluación (FAR, por sus siglas en inglés) hasta el Cuarto Reporte (AR4).

Para satisfacer las necesidades de mayor resolución espacial se han desarrollado técnicas de reducción de escala ("downscaling") basadas en dos tipos de enfoque: el llamado dinámico, en el que la regionalización más fina se produce a través del uso de modelos físicos de clima regionales o de área limitada; y el enfoque estadístico, en el que la regionalización se produce mediante regresión lineal, correlación canónica y redes neuronales, entre otras. Debido al costo computacional excesivo que requieren los métodos dinámicos, los métodos estadísticos se han convertido en una opción muy utilizada en la literatura y han demostrado ser muy competitivos.

Formalmente, el "downscaling" se define como "el proceso de relacionar el estado de alguna variable que representa un espacio grande y el estado de alguna variable que representa un espacio mucho menor" (BENESTAD et al., 2008). BENESTAD et al. (2008) ofrece la representación (1), que constituye un marco central para los métodos de downscaling, en el cual el clima local está en función de efectos fisiográficos locales, factores de gran escala y características globales

$$y = f(X, l, G) \quad (1)$$

Donde y es la variable de clima local, X representa la situación atmosférica de gran escala, l representa los factores fisiográficos locales y G el estado del clima global. De esta forma, todas las metodologías de downscaling, ya sean dinámicas o estadísticas, se enfocan en tratar de relacionar estos tres factores con la variable de clima observada localmente.

De acuerdo con la literatura sobre downscaling estadístico (BENESTAD et al., 2008; entre otros) los supuestos clave para esta técnica que se deben cumplir para que el downscaling sea teóricamente válido son:

- Debe existir un mecanismo físico que respalde la relación que se va a proponer entre las variables de gran escala y la variable local.

- Los predictores que se propongan para el modelo estadístico deben ser adecuadamente simulados en la misma escala espacial y temporal por los modelos de clima. Al escoger los predictores se debe hacer un balance entre su relevancia para explicar la variable de interés y el desempeño de los modelos de clima para simularlos.
- Se supone estacionariedad en las relaciones entre las variables de gran escala y la variable local. Es decir, se supone que la relación estadística entre predictores y predictando no cambia en el tiempo. Entre los factores que potencialmente generarían no estacionariedades en la relación están los cambios al entorno local causados, por ejemplo, por deforestación y urbanización, entre otros. Otra posibilidad para la ocurrencia de no estacionariedades consiste en que el efecto de cambios en el clima global afecte el clima local de una manera que los modelos de clima no la capturen. En general, se supone que estos efectos son constantes y la ecuación (1) se reescribe como $y = f'(X)$, donde la función $f'(\cdot)$ representa los efectos de l y G sobre $f(\cdot)$. Es decir, el downscaling estadístico considera únicamente la relación entre el predictando y y el predictor regional X .
- Asegurarse que el grupo de predictores que se escoja incorporen de manera suficiente la "señal" de cambio climático.
- Los predictores utilizados para estimar el clima futuro local no deben estar fuera del rango de la climatología usada para calibrar el modelo estadístico de downscaling.

Como se muestra en los párrafos anteriores, no todos los supuestos clave que se pueden encontrar en la literatura para que el modelo de downscaling sea considerado válido, necesariamente reflejan los supuestos del modelo estadístico que lo soporta. De hecho, el problema se tiende a ver como uno de minimización de alguna medida de error o de maximización de una medida de bondad de ajuste. Como se menciona en ESTRADA et al. (2009a), el downscaling estadístico no se puede reducir a un simple problema de ajuste de parámetros, ya que los métodos estadísticos utilizados implican proponer un modelo probabilístico y, por lo tanto, la validez de las inferencias que se obtengan a partir de ellos depende de que los supuestos del modelo se satisfagan. En dicho trabajo se muestra, mediante un ejercicio de simulación, que series con características de series de tiempo similares a las de variables climáticas, producirían regresión espuria un 94% de las veces a un supuesto nivel de significancia del 5%, si no se verifican los supuestos de regresión lineal. Ninguno de los paquetes disponibles que han sido diseñados para realizar downscaling estadístico tienen la capacidad para evaluar estos supuestos.

Este trabajo muestra la aplicación de modelos de series de tiempo multivariados del tipo VAR y técnicas de pronóstico restringido, así como del concepto de modelos estadísticamente adecuados, que no han sido utilizados en la literatura de downscaling.

2. METODOLOGÍA

En este apartado se presenta parcialmente la metodología propuesta por ESTRADA y GUERRERO (2010) y ESTRADA (2010) para la generación de escenarios locales de cambio climático.

2.1 Modelos de Vectores Autorregresivos

Los modelos VAR son una extensión de los modelos autorregresivos univariados y sirven para la modelación de series de tiempo multivariadas. A diferencia de los modelos estructurales, estos modelos permiten la modelación de series de tiempo multivariadas sin necesidad de imponer restricciones basadas en teorías sobre el fenómeno en estudio. En este sentido son

modelos libres de teoría (ZIVOT y WANG, 2005). El análisis y modelación de series de tiempo multivariadas tiene ventajas sobre la modelación univariada, sobre todo en lo que respecta a que permiten entender las relaciones dinámicas entre las series y mejorar la exactitud de los pronósticos.

Como se menciona en GUERRERO (2007), los modelos VAR pueden interpretarse de distintas maneras: como la forma reducida de un modelo estructural o de una función de transferencia; como una aproximación a la representación autorregresiva de un modelo VARMA; y como una representación sencilla que permite capturar las regularidades empíricas observadas de una serie de tiempo multivariada.

El VAR de orden finito se puede expresar como (ver GUERRERO, 2007):

$$\Pi(B)(Z_t - \mu) = a_t$$

Donde el vector columna de k variables $Z_t = (Z_{1t}, \dots, Z_{kt})'$ representa una serie de tiempo multivariada; $\Pi(B) = I_k - \Pi_1 B - \dots - \Pi_p B^p$ es un polinomio matricial de orden $p < \infty$; I_k es la matriz identidad de orden k ; Π_j es una matriz de coeficientes de orden $k \times k$ con elementos $\pi_{j,i,f}$ para $i, f = 1, \dots, k$ y $j = 1, \dots, p$; el vector $\mu = (\mu_1, \dots, \mu_k)'$ con tiene los valores medios $E(Z_{it}) = \mu_i$; la sucesión de vectores $\{a_t\}$ son vectores aleatorios independientes e idénticamente distribuidos $a_t \sim N_k(0_k, \Sigma_a)$, donde $\text{cov}(a_{it}, a_{jt}) = 0$ para toda $i \neq j$ y $\sigma_i^2 = \text{var}(a_{it})$ para $i = 1, \dots, k$; y $t = 1, \dots, N$.

Cuando $|\Pi(x)| = 0$ tiene sus raíces fuera del círculo unitario se dice que la serie $\{Z_t\}$ es estacionaria.

La especificación del VAR se puede extender para que incluya variables determinísticas como por ejemplo tendencias, efectos estacionales e intervenciones. En este caso, la forma general del VAR es

$$\Pi(B)Z_t = \mu + \Lambda D_t + a_t,$$

donde D_t es un vector de variables determinísticas.

El modelo VAR de orden finito se puede expresar como un vector de promedios móviles (VMA) puro de la forma

$$(Z_t - \mu) = \Psi(B)a_t$$

donde $\Psi(B) = I_k + \Psi_1 B + \Psi_2 B^2 + \dots$ es un polinomio de retraso matricial, teóricamente infinito, que cumple con la igualdad $\Pi(B)\Psi(B) = I_k$. Esta expresión está bien definida cuando la serie es estacionaria y para que también sea válida con series no-estacionarias, se supone que el proceso generador de datos inició en un punto finito en el pasado con condiciones iniciales fijas.

2.2 Pronósticos restringidos con modelos VAR

Si se supone que los valores de los parámetros son conocidos, el pronóstico de un modelo VAR se puede obtener de la siguiente forma. El vector $Z = (Z'_1, \dots, Z'_N)'$ contiene la información histórica, mientras que $Z_F = (Z'_{N+1}, \dots, Z'_{N+H})'$ es el vector de valores futuros que se desea pronosticar para el horizonte de tiempo $H \geq 1$ con origen en el tiempo N .

Condicionando únicamente en los valores pasados de Z , el pronóstico óptimo en el sentido del error cuadrático medio (ECM) está dado por

$$E(Z_{N+h}|Z) = \Pi_1 E(Z_{N+h-1}|Z) + \dots + \Pi_p E(Z_{N+h-p}|Z) + \mu + \Lambda D_{N+h}$$

y el error de pronóstico es

$$Z_{N+h} - E(Z_{N+h}|Z) = \sum_{j=0}^{h-1} \Psi_j a_{N+h-j} \text{ para } h=1, \dots, H.$$

El conjunto de errores de pronóstico puede expresarse como $Z_F - E(Z_F|Z) = \Psi a_F$, donde Ψ es una matriz diagonal inferior por bloques de dimensión $kH \times kH$ con elementos matriciales I_k en la diagonal, Ψ_1 en la primera subdiagonal, Ψ_2 en la segunda subdiagonal y así sucesivamente. El vector de errores de pronóstico $a_F = (a'_{N+1}, \dots, a'_{N+H})'$ se distribuye como $N(0_{kH}, I_H \otimes \Sigma_a)$ donde \otimes representa el producto Kronecker.

El pronóstico de un modelo VAR puede hacerse más preciso si se incorpora información proveniente de una fuente externa al modelo de series de tiempo y con ella se realiza un pronóstico restringido. En los siguientes párrafos se describe brevemente la metodología de pronósticos restringidos de GUERRERO (2007), GUERRERO y PEÑA (2003), GUERRERO y NIETO (1999).

Sea $Y = (Y_1, \dots, Y_M)'$ un vector de pronósticos obtenidos mediante una fuente diferente al modelo VAR. Este vector está relacionado con el vector de valores futuros mediante la combinación lineal estocástica $Y = CZ_F + u$ donde $u = (u_1, \dots, u_M)'$ es un vector aleatorio con $E(u|Z) = 0$, es decir, las restricciones impuestas por Y son condicionalmente insesgadas pero posiblemente inciertas ya que tienen asociada una matriz de varianza-covarianza $\text{var}(u|Z) = \Sigma_u$. Las restricciones pueden no tener incertidumbre y entonces se escoge $\Sigma_u = 0$. C es una matriz conocida con dimensión $M \times kH$ y tiene rango M con $M \leq H$ y cuyas filas contienen las M combinaciones lineales que definen las restricciones.

El pronóstico restringido óptimo de Z_F y la matriz de ECM están dados por

$$\hat{Z}_F = E(Z_F|Z) + A[Y - CE(Z_F|Z)] \text{ y } ECM(\hat{Z}_F) = (I_{kH} - AC)\Psi(I_H \otimes \Sigma_a)\Psi'$$

respectivamente, y $A = \Psi(I_H \otimes \Sigma_a)\Psi' C' [C\Psi(I_H \otimes \Sigma_a)\Psi' C' + \Sigma_u]^{-1}$.

Adicionalmente, GUERRERO (2007) ofrece pruebas de compatibilidad total y parcial. En dichas pruebas, si el estadístico calculado arroja un valor no significativo entonces se concluye que ambas fuentes de información son compatibles. Por el contrario, cuando el valor del estadístico es significativo no hay compatibilidad entre las fuentes de información y una posible causa de ello sería la ocurrencia de un cambio estructural durante el horizonte de pronóstico. Las fórmulas del estadístico calculado de compatibilidad total y parcial son, respectivamente:

$K_{calc} = [Y - CE(Z_F|Z)]' [C\Psi(I_H \otimes \Sigma_a)\Psi' C' + \Sigma_u]^{-1} [Y - CE(Z_F|Z)]$ que debe compararse con los valores de la distribución χ_{kM}^2 y

$K_{m,calc} = [Y_m - c_m E(Z_F|Z)]' [c_m \Psi(I_H \otimes \Sigma_a)\Psi' c_m' + \Sigma_{u,m}]^{-1}$ que se contrasta con la distribución χ_1^2

3. RESULTADOS

3.1 Escenarios locales de cambio climático para el Distrito Federal 2001-2050.

La Ciudad de México resulta un lugar muy interesante para realizar downscaling estadístico de escenarios de cambio climático ya que, además de la importancia socioeconómica que los impactos de cambio climático podrían tener, presenta heterogeneidad geográfica, así como de nivel de urbanización y por lo tanto, diversidad de microclimas. Estos factores la convierten en un ejemplo que ilustra las necesidades de realizar downscaling, ya que la información que se puede obtener de un modelo de circulación general resulta demasiado agregada para reflejar las características locales. Para este trabajo, debido a la escasez de series largas y a la calidad en los datos, se escogieron tres series de temperatura mensual correspondientes a tres de las cuatro regiones climáticas del Distrito Federal descritas en ESTRADA et al., (2009b). De esta forma, las series podrían considerarse representativas de un área considerable del Distrito Federal.

Las tres subregiones a las que pertenecen las series son: baja altitud suburbana (E09029); baja altitud altamente urbanizada (E09014); y urbanizada en pie de montaña (E09020). Dichas subregiones corresponden a la parte más urbanizada de la ciudad y a donde se espera que los costos de cambio climático asociados a incrementos en la demanda eléctrica serán mayores.

El modelo VAR que satisface los supuestos de normalidad, homoscedasticidad y no autocorrelación es de orden 3, incluyendo una tendencia dependiente del tiempo. Para la construcción de los escenarios restringidos, se utilizaron los pronósticos producidos por el modelo VAR(3) y la salida del modelo MIROC (HIRES) bajo el escenario de emisiones A1B como la variable Y de información externa, mencionada en el apartado 2.2. Las restricciones que se impusieron suponen que el promedio de las tres series de temperatura observada es igual al valor de la temperatura de gran escala obtenida mediante el modelo de clima. De esta forma, C se definió como una matriz diagonal por bloques de dimensión M x kH, que en su diagonal tiene el vector $c = (1/3, 1/3, 1/3)$. Es decir, esta restricción impone que los cambios en las series de temperatura locales causados por los factores X y G de la ecuación (1) sean en promedio iguales al valor del escenario generado por el modelo físico de clima para ese punto de malla. Cabe mencionarse que esta es la única fuente de información disponible para los factores X y G. Por otra parte, los efectos de los factores fisiográficos locales l se añaden a través del modelo VAR, que es el que recoge esta información.

Para fines comparativos se muestran tanto los pronósticos que se obtendrían sin restringir (usando el modelo VAR(3) únicamente) como los escenarios restringidos. Es importante notar que los escenarios restringidos, a diferencia de los pronósticos irrestrictos, incluyen de manera indirecta el efecto de los forzantes correspondientes al escenario de emisiones A1B sobre la gran escala.

Durante el periodo 2001-2050 el escenario de gran escala generado por el modelo MIROC (HIRES) implica un aumento de 2.18°C para el cuadro de 1°x1° que abarca la Ciudad de México. Los escenarios restringidos para la subregión con mayor nivel de urbanización muestran un calentamiento para el mismo periodo de 6.76°C, alrededor de 0.63°C mayor que el pronóstico irrestricto (Figura 2a). El calentamiento tan fuerte mostrado por esta región se produce por la suma de los efectos del cambio climático regional (representada por la salida del modelo MIROC) y del efecto de isla de calor que implícitamente se asume que se incrementará al mismo ritmo que el que lo ha hecho durante el periodo observado (1971-2000). Es importante notar que, en todos los casos, los estadísticos de compatibilidad total y parcial muestran que las fuentes de información pueden ser consideradas compatibles.

Los escenarios para la subregión urbanizada en pié de montaña (E09020) muestran un ligero aumento de 0.42°C, producto totalmente del calentamiento de gran escala impuesto por la salida del modelo MIROC ya que el modelo irrestricto no muestra ningún calentamiento (Figura 2b). Finalmente, como se puede observar en la Figura 2c, el escenario restringido para la subregión de baja altitud suburbana indica un enfriamiento de 0.53°C, que resulta 0.56°C más caliente que el pronóstico irrestricto. Es decir, al tomar en cuenta el calentamiento de gran escala, el enfriamiento provocado por los efectos locales de pequeña escala (asociados posiblemente a la presencia de aerosoles atmosféricos) se ve parcialmente compensado.

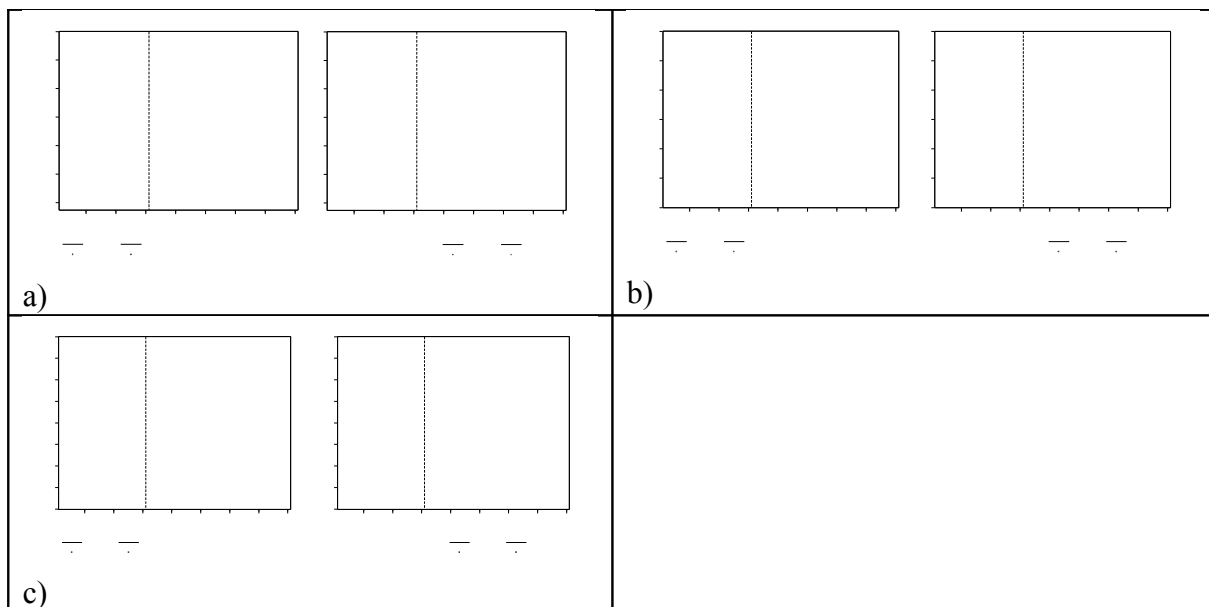


Fig. 2: Pronósticos irrestrictos y escenarios restringidos para tres subregiones climáticas del Distrito Federal.

Es importante notar que los resultados deben ser interpretados como condicionales en una serie de factores, que van desde la elección del escenario de emisiones y el modelo de clima

utilizados, pasando por la estabilidad de los parámetros estimados, hasta la evolución de los factores locales, entre otros. El suponer que los efectos de los factores locales (por ejemplo, urbanización y contaminación atmosférica) permanecen constantes es un uso común en las técnicas disponibles para downscaling y una limitación importante que pudiera llevar a resultados no consistentes con la física del clima. Sin embargo, para este ejemplo se utiliza este supuesto y se refiere al lector a ESTRADA (2010) y ESTRADA y GUERRERO (2010) para una propuesta que incluye una metodología para poder proponer distintas evoluciones de los factores locales.

3.2 Escenarios de Heating Degree Days (HDD) y Cooling Degree Days (CDD) y de costos asociados al cambio en la demanda de energía para el 2050.

En esta sección se muestra la aplicación de los escenarios locales de temperatura en el apartado 2, para producir escenarios de impacto potencial de cambio climático en los índices denominados Heating Degree Days y Cooling Degree Days. Finalmente, estos índices se utilizan para producir escenarios sobre los costos potenciales asociados a los cambios en la demanda de energía para el 2050.

La Tabla 1 muestra el cambio porcentual en HDD y CDD para el 2050 en comparación con el año 2000. Como se puede observar, este escenario implica importantes cambios en la composición de la demanda de energía, ya que para calefacción el tipo de combustible es principalmente gas y para enfriamiento es electricidad, siendo la segunda mucho más costosa. De la misma forma, el escenario implica cambios significativos en la demanda de energía con fuertes diferencias por subregión. Para la subregión E09014 se esperan importantes disminuciones en el índice HDD (-77.04%), es decir en la cantidad de energía utilizada para calefacción, pero enormes aumentos en la energía para enfriamiento (626.03%). La subregión E09020 presentaría un decremento menor en el índice HDD (-2.33%), pero un incremento considerable en el CDD (51.10%). Por su parte, la subregión E09029 tendría cambios menores a un 10% en cualquiera de los índices mencionados.

Índice	E09014	E09020	E09029
HDD (cambio %)	-77.04	-2.33	7.93
CDD (cambio %)	626.03%	51.10	-9.51

Tabla 1: Cambios porcentuales en los índices HDD y CDD para tres subregiones del Distrito Federal

El método de valuación de los costos provocados por los cambios en la demanda de energía consiste en comparar dos estrategias de cobertura hipotéticas utilizando una posición larga en una opción call (bajo condiciones actuales y bajo cambio climático, ver ESTRADA, 2010 y ESTRADA y GUERRERO, 2010).

Todas las opciones utilizadas para la valuación de los costos de las estrategias de cobertura bajo condiciones de clima actuales y de cambio climático se estructuraron de la siguiente manera: el valor de strike K de la opción se fijó en el valor medio del índice más una desviación estándar; la desviación estándar del índice corresponde a la estimada con los datos observados y se mantuvo fija para todos los horizontes de tiempo que se presentan. Este es un supuesto que se consideró razonable para obtener comparabilidad; con el fin de reflejar la diferencia en costos para calefacción y aire acondicionado, el tick D se fijó con un valor

arbitrario de \$5,000 pesos mexicanos en el caso de los HDD y \$7,000 en el de los CDD. El fijar el strike en el valor antes mencionado supone que mientras el índice - y por lo tanto, la demanda de energía - se mantenga en el rango de media más/menos una desviación estándar, las variaciones en el índice y los costos asociados son los esperados y no requerirían cobertura.

Las tablas 1 y 2 muestran los incrementos en los costos de las coberturas hipotéticas bajo condiciones actuales (año 2000) y de cambio climático. Usando una tasa de descuento del 1% para traer a valor presente los costos calculados para el 2050, se tiene que éstos aumentarían un 2,284% para la entidad con respecto a los correspondientes al año 2000. Como se puede observar en dichas tablas, los incrementos en costos por cambio climático tienen una diferencia importante entre regiones: la región que enfrentará un mayor incremento en costos es la E09014 (3730%), seguida por la E09029 (1208%) y por la E09020 (29%). Nótese que debido a que los tick escogidos son arbitrarios, el interés debe centrarse en los cambios porcentuales y no en las cantidades monetarias.

Año	E09014	E09020	E09029	Total
2000	\$46,890.55	\$24,002.74	\$22,277.86	\$93,171.15
2050	\$0.00	\$0.00	\$536,771.75	\$536,771.75

Tabla 2: Valor de una opción Call sobre HDD para los años 2000 y 2050 (pesos mexicanos).

Año	E09014	E09020	E09029	Total
2000	\$14,298.81	\$2,239.74	\$4,920.25	\$21,458.80
2050	\$3,753,523.35	\$12,695.48	\$3,380.66	\$3,769,599.49

Tabla 3: Valor de una opción Call sobre HDD para los años 2000 y 2050 (pesos mexicanos).

4. CONCLUSIONES

Esta nueva manera de estimar los cambios en el clima local, ofrece claras ventajas sobre las metodologías que se utilizan actualmente, principalmente en los siguientes aspectos: 1) al igual que en el caso de otros métodos, el carácter multivariado de los VAR, se permite la modelación de las relaciones entre las series analizadas, y por lo tanto ofrece una mejor representación de la escala local; 2) no se requiere establecer una relación de largo plazo entre las variables de pequeña y gran escala que, debido a las características de series de tiempo de las variables climáticas (por ejemplo, su caracterización como procesos tendencia-estacionarios), resulta estadísticamente complicado y podría generar relaciones espurias (ver ESTRADA et al., 2009a); 3) la combinación de estas metodologías logra que los pronósticos (escenarios) muestren una variabilidad similar a la observada, hecho que no se logra a través de las metodologías que se usan comúnmente; 4) la metodología de pronósticos restringidos empleada permite también evaluar la compatibilidad entre la información obtenida a través de las series observadas y aquella obtenida por los MCG. Adicionalmente, los escenarios mostrados en este trabajo tienen la ventaja de estar basados en modelos estadísticamente adecuados, lo cual les da un soporte más firme para realizar inferencias que los que se encuentran en la literatura, ya que estos últimos están basados únicamente en criterios de

minimización de alguna medida de error o de maximización de alguna medida de ajuste. Una desventaja de este método de downscaling es que resulta considerablemente más laborioso e intensivo en cómputo que los basados en paquetes automáticos para downscaling.

Asimismo, en este trabajo se presenta una valuación de los costos por el incremento en la demanda de energía bajo condiciones de cambio climático. Los resultados muestran que los costos bajo condiciones de cambio climático se incrementarían de manera muy importante y con diferencias subregionales muy marcadas: en comparación con el escenario base sin cambio climático, el cambio porcentual del costo de la estrategia de cobertura es de 3730% para la subregión E09014, 1208% para la E09029, mientras que para la E09020 es de sólo 29%.

4. REFERENCIAS

- BENESTAD R. E., HANSEN-BAUER I., CHEN D. (2008). *Empirical-Statistical Downscaling*. World Scientific Publishing Company, 228 pp.
- CHRISTENSEN, J.H., HEWITSON B., BUSUIOC A., CHEN A., GAO X., HELD I., JONES R., KOLLI R.K., KWON W.-T., LAPRISE R., MAGAÑA V., MEARN S., MENÉNDEZ C.G., RÄISÄNEN J., RINKE A., SARR A. y WHETTON P. (2007). Regional Climate Projections. *Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, SOLOMON, S., QIN D., MANNING M., CHEN Z., MARQUIS M., AVERYT K.B., TIGNOR M. y MILLER H.L., (Eds.), Cambridge University Press, Cambridge, 849-940.
- ESTRADA F. (2010). *Generación de escenarios de cambio climático locales mediante pronósticos restringidos de modelos VAR: una aplicación para estimar impactos potenciales en la demanda de energía del distrito federal utilizando derivados financieros*. Tesis de maestría, Instituto Tecnológico Autónomo de México.
- ESTRADA F., MARTÍNEZ-ARROYO A., FERNÁNDEZ-EGUIARTE A., LUYANDO E., GAY C. (2009b). Defining Climate Zones in Mexico City Using Multivariate Analysis. *Atmósfera*, 22, 2.
- ESTRADA, F. y GUERRERO V. M. (2010). A new statistical downscaling methodology for impact assessment. En preparación.
- ESTRADA, F., GUERRERO V. M., GAY C. (2009a). A Cautionary Note on Statistical Downscaling Methods for Climate Change. Enviado a *Climatic Change*.
- FOWLER H.J., BLENKINSOP S., TEBALDI C. (2007). Linking climate change modelling to impacts studies: recent advances in downscaling techniques for hydrological modelling. *International Journal of Climatology* 27:1547–1578
- GUERRERO, V. M. (2007). Pronósticos restringidos con modelos de series de tiempo múltiples y su aplicación para evaluar metas de política macroeconómica en México. *Estudios Económicos*, vol. 22, núm. 2, pp. 241-311.
- GUERRERO, V. M., PEÑA D. (2003). Combining multiple time series predictors: a useful inferential procedure. *Journal of Statistical Planning and Inference* 116 (2003) 249 – 276.
- GUERRERO, V. y NIETO, F.H. (1999). Temporal and contemporaneous disaggregation of multiple time series", *Test*, vol. 8, n. 2, p. 459-489.
- ZIVOT E. y WANG J. (2005). *Modeling Financial Time Series with S-PLUS, Second Edition*. Springer; 2nd edition.