

ESTIMACIÓN DEL ERROR EN LA SIMULACIÓN DEL COMPORTAMIENTO TÉRMICO DE EDIFICIOS. APLICACIÓN AL SIMEDIF

Silvana Flores Larsen¹, Luis Saravia¹ y Graciela Lesino¹

INENCO - Instituto de Investigaciones en Energía No Convencional – U.N.Sa. - CONICET
Avda. Bolivia 5150 – CP 4400 – Salta Capital - Argentina
Tel. 54-387-4255424, Fax 54-387-4255489, E-mail: seflores@unsa.edu.ar

Recibido: 11-05-06; Aceptado: 25-06-06.

RESUMEN.- En el presente trabajo se realiza un resumen de dos de los métodos más comunes de análisis de sensibilidad: el método diferencial (MDA) y el método de Montecarlo (MCA). Se realiza luego un análisis de los parámetros de entrada de los modelos y de los intervalos de confianza susceptibles de utilizarse en el caso de simulación de edificios, para finalmente aplicar el método de Montecarlo al modelo térmico de SIMEDIF. Se estiman la sensibilidad global de las temperaturas horarias y de las temperaturas media, máxima y mínima, utilizando un “caso base” simple (un edificio de un único local en un periodo de invierno). Dentro de los márgenes de variación estudiados, que son lo suficientemente grandes como para incluir a la mayoría de los casos habituales, se concluye que las temperaturas horarias, media, máxima y mínima se calculan dentro de un margen de error de ± 0.7 °C.

Palabras claves: sensibilidad, método diferencial, Montecarlo, SIMEDIF.

COMPUTING THE ERROR OF BUILDING THERMAL SIMULATIONS. APPLICATION TO SIMEDIF CODE

ABSTRACT.- This paper resumes two common methods for sensitivity analysis: differential method (DMA) and Montecarlo method (MCA). The input parameters and the usable confidence intervals are analyzed for building simulation models, and the Montecarlo method is applied to SIMEDIF code. The global sensitivity is estimated for hourly, mean, maximum and minimum temperatures by using a simple “base-case” (a building with one room, in a winter period). For the assumed confidence intervals, that include most of the common situations, an error of ± 0.7 °C in temperature predictions was found.

Keywords: sensitivity analysis, differential method, Montecarlo, SIMEDIF.

1. INTRODUCCIÓN

Es muy común encontrar en la literatura científica simulaciones de los más variados fenómenos cuyos resultados se presentan sin barras de error o ninguna información acerca de la exactitud de la predicción. Algunas veces, aunque poco frecuentemente, se realizan análisis de sensibilidad del tipo “un parámetro por vez”, los cuales no brindan información sobre las interacciones que pueden existir entre las variables del modelo y otros efectos insospechados. Es importante destacar que existen métodos eficientes para análisis de sensibilidad, los cuales se aplican en variados campos de investigación que abarcan la economía, ingeniería, industria nuclear, defensa, análisis de riesgo ambiental, proyectos financieros, etc. La elección de la metodología a utilizar es un proceso muy delicado que depende de las propiedades intrínsecas del modelo a ser

estudiado (linealidad, superposición, monotonicidad, etc.), del número de variables de entrada y de salida, del tiempo computacional requerido para evaluar el modelo, etc.

El análisis de sensibilidad se refiere al estudio de cómo las variables de entrada de un modelo (numérico o analítico) influyen en la o las salidas del mismo, lo cual permite incrementar la confianza en sus predicciones. Originalmente el análisis de sensibilidad fue creado para considerar las incertidumbres en las variables de entrada, pero con el tiempo el análisis se hizo más complejo, incorporando otro tipo de incertidumbres de diferente origen como las incertidumbres conceptuales, en la estructura y en las hipótesis del modelo.

El análisis de sensibilidad permite, entre otras cosas, evaluar dos tipos de sensibilidad: *individual*, que describe la influencia en la salida de las variaciones de cada parámetro de entrada; y *global*, que considera las interacciones de todos los parámetros de entrada. En el primer caso, permite

¹ Investigador de CONICET

identificar las variables de entrada que afectan en mayor medida a la salida (y que en consecuencia deben elegirse o estimarse con cuidado), y aquellas variables para las que la salida es insensible, con lo que no es necesaria una gran exactitud. En el segundo caso, el análisis de sensibilidad global permite evaluar la resolución de un modelo en predicciones absolutas.

Existe un gran número de metodologías aplicables al análisis de sensibilidad, cada una con sus ventajas y desventajas. El método diferencial, que consiste en variar un parámetro de entrada por vez, es de sencilla aplicación cuando el número de variables de entrada a analizar es pequeño, y permite obtener una estimación de la sensibilidad individual de cada uno de los parámetros de entrada. Es importante destacar que si los parámetros de entrada no son independientes unos de otros, el método diferencial no permite obtener una sensibilidad global debido a que no tiene en cuenta las interacciones entre ellos. La sensibilidad individual se puede determinar también mediante el método factorial, mucho más sofisticado que el método diferencial (Fürbringer y Roulet, 1995), que consiste en elegir puntos de simulación ubicados en el borde de un dominio multidimensional definido por los rangos de variación de los parámetros de entrada. El método factorial presenta varias variantes, como el método factorial total que se aplica a modelos lineales con pocos parámetros de entrada debido a que requiere de un gran número de simulaciones (2^N , con N el número de parámetros de entrada); y el método factorial fraccional, que trabaja con matrices que se generan para aprovechar propiedades matemáticas especiales de sus columnas (Fürbringer y Roulet, 1999). Otro método para el análisis de sensibilidad individual es el de Plackett y Burman, utilizado cuando los parámetros de entrada son independientes entre sí y su número es mayor que 100, el cual permite estudiar el efecto de N variables de entrada realizando $N+1$ corridas del modelo. Existen algoritmos muy eficientes cuando N es potencia de 2.

Como es de suponer, la cantidad de parámetros a analizar depende de la complejidad del modelo. En el caso particular de simulación de edificios, este número es variable: para una vivienda estándar, ronda los 600 parámetros de entrada, mientras que para edificios de más de una planta puede ser mayor a 1000. Entre los métodos que se utilizan cuando existe un gran número de variables de entrada se encuentra el método de Montecarlo, que permite calcular los intervalos de confianza, para cualquier número de variables de entrada, en alrededor de 100 corridas (exactitud de $\pm 14\%$ si la hipótesis gaussiana es válida, según Fürbringer y Roulet, 1995). En el trabajo de Fürbringer (1996) se encuentran detallados otros métodos de análisis de sensibilidad, como la combinación del método de Montecarlo con el método de diseño factorial; el de Sobol, que estudia la distribución de la sensibilidad lineal y no lineal entre parámetros o grupos de parámetros y el método de bifurcación secuencial, que permite extraer los parámetros más importantes en un número de corridas mucho menor al número total de parámetros. En Aude *et al.* (2000) se describe el método adjunto, utilizado para validar programas de simulación de edificios en conjunto con datos experimentales a través del cálculo de incertidumbres. En Macdonald y Strachan (2001) se realiza un análisis práctico de sensibilidad aplicado al programa ESP-r de simulación de edificios, en donde se utilizan el método diferencial y el método de Montecarlo para estudiar un caso base y determinar sensibilidades individual y global. En Lam y Hui (1996) se aplica el

análisis de sensibilidad al estudio del consumo energético de edificios de oficinas.

La incorporación del análisis de sensibilidad a un programa existente requiere en general de la reprogramación del mismo, lo cual es posible sólo cuando se dispone del código original. Para códigos cerrados la opción es adicionar un módulo de análisis estadístico que sea independiente del modelo, siempre y cuando se conozca exactamente el formato de los archivos de entrada y salida de datos utilizados para realizar la simulación y sea posible modificarlos mediante un módulo exterior al programa. En este sentido existe actualmente una interface denominada MISA (Multirun Interface for Sensitivity Analysis), desarrollada en el NIST (National Institute for Standards and Technology - USA), que trabaja encapsulando programas que corren bajo DOS y Unix. Esta interface permite adicionar un módulo de análisis de sensibilidad al programa de simulación que se desea estudiar (Fürbringer, 1996). Requiere que la entrada y salida de datos de dicho modelo se realice mediante archivos sin formato (del tipo ASCII), los cuales son modificados por MISA para incorporar los parámetros a ser variados y su rango de variación. La interface realiza todos los cálculos necesarios y entrega resultados gráficos y estadísticos de acuerdo a la técnica de análisis que haya seleccionado el usuario.

El objetivo del presente trabajo es determinar mediante el análisis de sensibilidad el intervalo de confianza de las predicciones realizadas por el programa de simulación térmica de edificios SIMEDIF (Flores Larsen y Lesino, 2001a; 2001b). También se pretende alertar al lector sobre la importancia de realizar simulaciones que incluyan sus respectivos errores y brindarle la información necesaria para comprender las bases de los métodos más comunes de análisis de sensibilidad (el método diferencial o MDA y el método de Montecarlo o MCA). La primera parte del trabajo describe brevemente los métodos diferencial y de Montecarlo. Se realiza luego un análisis de los parámetros de entrada en función de su clasificación y de los intervalos de confianza susceptibles de utilizarse. A continuación se aplica el método de Montecarlo al modelo térmico de SIMEDIF para estudiar la sensibilidad global de las temperaturas horarias y de las temperaturas media, máxima y mínima diaria. Para el análisis se trabajó con un "caso base" simple (un edificio de un único local en un periodo de invierno) debido a que las conclusiones obtenidas para este caso pueden generalizarse a edificios más complicados. Se realiza finalmente un análisis de los resultados obtenidos y de las conclusiones.

2. METODO DIFERENCIAL DE PRIMER ORDEN PARA EL ANÁLISIS PARAMÉTRICO

2.1. Método diferencial (MDA)

Este método se utiliza principalmente para calcular la sensibilidad individual de cada variable x_i de entrada, con lo cual permite detectar los parámetros de mayor influencia en la salida (T). La suposición subyacente en este método es que las variaciones ΔT_i en la salida debido a las variaciones Δx_i en la entrada, son funciones lineales de Δx_i y pueden calcularse a través de un desarrollo en serie. Debido a que es un método de primer orden, se utilizan sólo las derivadas primeras de la función.

Supongamos que la función de salida T depende de N

variables de entrada, es decir:

$$T=T(x_1, x_2, x_3, \dots, x_N) \quad (1)$$

Entonces, la variación ΔT_i en la salida cuando la variable x_i de entrada varía en Δx_i puede escribirse como:

$$\Delta T_i = \left. \frac{\partial T}{\partial x_i} \right|_{Base} \Delta x_i \quad (2)$$

En la ecuación (2) la derivada debe evaluarse para una situación determinada, que denominaremos "caso base". Si se conoce el modelo matemático analítico, la determinación del valor de la derivada puede realizarse analíticamente y evaluarse para el conjunto de entradas cuyos valores corresponden al del "caso base". Si el modelo es numérico, la variación en la salida se puede estimar como $\Delta T_i \approx T_i - T_{Base}$, en donde T_i es el resultado de la simulación cuando el parámetro x_i se varió en Δx_i , y T_{Base} es el resultado de la simulación para el "caso base".

Si el modelo verifica las hipótesis de superposición y linealidad (es decir, si todas las variables de entrada son independientes entre sí), es posible calcular la sensibilidad global ΔT_{global} debido a cambios simultáneos en las N variables de entrada mediante la expresión (Lomas y Eppel, 1992):

$$\Delta T_{global} = \sum_{i=1}^N \left| \left. \frac{\partial T}{\partial x_i} \right|_B \right| \Delta x_i \cong \sqrt{\sum_{i=1}^N \Delta T_i^2} \quad (3)$$

es decir, la sensibilidad global ΔT_{global} debida a cambios simultáneos en todas las entradas puede estimarse sumando en cuadratura las influencias individuales de cada uno de los parámetros de entrada. Como ya se mencionó, es importante recordar que este cálculo de ΔT_{global} es estrictamente correcto sólo si los parámetros individuales son independientes entre sí. Aunque esto no siempre es cierto, para cambios arbitrariamente pequeños de las variables de entrada esta hipótesis se verifica.

En el trabajo de Flores Larsen y Lesino (2005) se encuentra detallada la aplicación del método diferencial al programa SIMEDIF y se analiza en detalle cuáles son las variables que más afectan a la temperatura media de un edificio. Los resultados obtenidos permiten agrupar las variables de más influencia en dos conjuntos: las relacionadas con la radiación solar (el área de ganancia directa, la absorción de las superficies exteriores, el albedo y la radiación solar sobre superficie horizontal) y las relacionadas con el movimiento de aire (las renovaciones horarias de aire y los coeficientes convectivos exteriores). En el mismo trabajo se realiza una estimación mediante MDA de la sensibilidad global, encontrándose que el modelo, para los máximos y mínimos utilizados, verifica el principio de superposición sólo en forma aproximada debido a que existe cierta interacción entre las variables de entrada que el método no permite diferenciar. Se podrían tomar variaciones más pequeñas de los parámetros de entrada, en cuyo caso el método permitiría una estimación de la sensibilidad global, pero en ese caso la incertidumbre de los parámetros no sería tan realista, restringiendo la aplicación de los resultados sólo al grupo de usuarios con mayor experiencia en simulación. Por esta

razón, se decidió no disminuir los intervalos de variación utilizados y se optó por el método de Montecarlo para estimar la sensibilidad global del modelo.

2.2. Método de Montecarlo

En el método de Montecarlo, el cual se basa en el teorema central del límite, los valores que toman las variables de entrada se eligen de forma aleatoria. Se asocia a cada variable de entrada una probabilidad de distribución, relacionada con la calidad de la información que posee el usuario. Lo más complicado es estimar esta distribución por lo que es común suponer que es del tipo gaussiana, aunque cualquier distribución es posible (menos frecuentemente se utilizan distribuciones estadísticas como la de Student o la Chi cuadrado). La distribución gaussiana, la más conocida de las distribuciones y la más aplicada en estadística, tiene una función de densidad $f(x)$ dada por:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad (4)$$

$$\text{con } -\infty < x < \infty, \quad -\infty < \mu < \infty; \quad \sigma > 0$$

Esta función de densidad depende de dos parámetros característicos: el valor medio μ y el desvío standard σ , que permite definir los límites de variación de x . El valor σ^2 se conoce como varianza. Cuando $\mu = 0$ y $\sigma = 1$ se obtiene la distribución normal standard. Si integramos la función de densidad $f(x)$ entre $(\mu - 2.33\sigma)$ y $(\mu + 2.33\sigma)$, la función de probabilidad es 0.98. Esto significa que el 98% de los posibles valores de x se encontrará dentro de dicho intervalo. Es por ello que normalmente se utiliza el valor 2.33σ para definir la banda de error, también conocida como la incertidumbre de x .

La distribución gaussiana es importante en este método porque para un número grande de variables de entrada (cualquiera sean sus distribuciones de probabilidad), se espera que la salida posea una distribución aproximadamente normal o gaussiana, para la cual se puede obtener sus parámetros característicos μ y σ . Si la salida es horaria, tanto μ como σ dependerán del tiempo, con lo que lo más adecuado es graficar bandas de error alrededor de cada valor, cuyos tamaños dependerán del desvío standard obtenido.

La exactitud del método de Montecarlo depende del número de simulaciones. En el trabajo de Fürbringer y Roulet (1995) se encuentra analizada la relación entre el número de simulaciones y los intervalos de confianza de la media y la desviación standard, encontrándose que después de 60-80 simulaciones la mejora en la exactitud es poco significativa. Esta exactitud se encuentra alrededor del 10% (Fürbringer y Roulet, 1999). Un resultado semejante se encontró en un trabajo previo (Flores Larsen y Lesino, 2005), en donde se llega a la conclusión de que después de 60 simulaciones el desvío standard de la temperatura media, máxima y mínima ya se encuentra dentro del intervalo de confianza. Es siempre aconsejable verificar la convergencia de las iteraciones graficando la evolución del valor medio y del desvío standard a medida que aumenta el número de simulaciones.

Existen varios métodos para generar un conjunto de

variables de entrada en donde cada una toma un valor aleatorio cuya probabilidad tiene una forma gaussiana: el método polar (o transformación de Box-Miller, 1958), el método polar de Marsaglia (1962), el método de mezclas (Kinderman y Ramaje, 1976), el método de rechazo de Forthsyte (1972), etc. En este trabajo se utilizó el siguiente algoritmo (Lomas y Eppel, 1992):

$$r = S \operatorname{seno}\left(\frac{\pi}{2} r_1\right) \sqrt{2 \ln\left(\frac{1}{r_2}\right)} \quad (5)$$

en donde r_1 y r_2 son números aleatorios que verifican $r_1 \geq 0$, $1 \geq r_2$ y S es el signo aleatorio. Los números aleatorios r_1 y r_2 se generaron mediante una función especial de VisualBasic, denominada Rnd(). Cuando esta expresión se aplica para generar un conjunto de valores $\{r_n\}$, dicho conjunto tendrá una distribución gaussiana centrada en 0 y con desvío standard cercano a 1. Para transformar esta distribución a una distribución $\{y_n\}$, con media μ y desvío σ , simplemente se realiza un cambio de variables:

$$y_n = \mu + \sigma r_n \quad (6)$$

En esta ecuación, y_n es el n -ésimo valor generado, μ será el valor medio y σ el desvío standard para esa distribución.

La aplicación del método de Montecarlo para determinar la sensibilidad global de la salida de un modelo incluye los siguientes pasos:

1. Definir el conjunto de variables de entrada del modelo y sus respectivos rangos de variación.
2. Aplicar la Eq. (5) para cada una de las N variables de entrada y obtener un conjunto $\{x_n\}$. Así se obtiene un valor aleatorio diferente para cada variable, de acuerdo a los pares (μ, σ) definidos para cada una de ellas.
3. Con el nuevo conjunto de valores de entrada, calcular la salida del modelo.
4. Repetir los pasos 2 y 3 hasta que el histograma de la salida alcance la convergencia (aproximadamente 60-80 simulaciones).
5. Como la salida tendrá una distribución gaussiana, se puede determinar su valor medio μ y desvío standard σ . $\pm \Delta T_{global}$ se calcula como $\pm 2.33 \sigma$.

La realización de este procedimiento en forma manual 60 a 80 veces es virtualmente imposible, sobre todo si el número de variables de entrada es muy grande. La solución es crear un programa independiente que varíe los parámetros de entrada de acuerdo a la ecuación (5) y modifique el archivo de entrada de datos del modelo a estudiar. El código luego deberá hacer correr el modelo y guardar los resultados en archivos que se utilizarán al final del proceso para hacer el análisis estadístico. En el caso de que la entrada de datos del modelo sea manual y no por archivos, la única solución es modificar el código del modelo para adicionarle los pasos 1 a 4, si es que se dispone de dicho código.

3. CLASIFICACIÓN DE PARÁMETROS Y DETERMINACIÓN DE INCERTIDUMBRES

3.1. Incertidumbre de los parámetros de entrada

El punto más importante del análisis y lamentablemente el

más complicado a la hora de su aplicación lo constituye la determinación del desvío standard σ , que define los límites de variación que se toman para cada parámetro de entrada (2.33σ). Hay parámetros para los que estos límites son medianamente sencillos de estimar, como en el caso de variables geométricas (área de piso, espesor de paredes, áreas de ventanas, etc.) en las que los límites están relacionados con el error de la medida (en edificios construidos). Otro caso sencillo es cuando se fijan arbitrariamente los límites, como por ejemplo cuando en un edificio a construirse interesa conocer qué sucede si el área de piso no resulta exactamente la que aparece en el plano, sino que tiene un error del 10%. Otro grupo de parámetros no presentan mayores dificultades debido a que se conoce relativamente bien su distribución estadística, como es el caso de las propiedades termofísicas de los materiales en las que las incertidumbres están directamente relacionadas con el proceso experimental de medida (sin embargo, el problema podría volverse más complejo si se deseara incluir, por ejemplo, los efectos de la humedad o de la degradación en las propiedades termofísicas). Existen parámetros para los que existe muy poca información disponible respecto de su distribución estadística (De Wit y Augenbroe, 2001), principalmente aquellos relacionados con el movimiento de aire (ventilación, renovaciones de aire, coeficientes convectivos, etc.). Finalmente, otros parámetros como los relacionados con los niveles de ocupación, periodos de funcionamiento de calefactores y luminarias, etc., tienen grandes incertidumbres (por ejemplo, el calor metabólico por persona puede tener bandas de error de más del 100%).

Los intervalos de confianza que se utilizan pueden ser de dos tipos:

- pequeños, para análisis de sensibilidad local, alrededor de un punto o "caso base" bien determinado.
- reales, cuando se quiere una determinación realística de la sensibilidad global.

Algunos valores comunes de los límites de las variables de entrada considerados por diferentes autores pueden consultarse en los trabajos de Lomas y Eppel (1992), Macdonald y Strachan (2001) y de Wit (1997). Los trabajos de Guyon y Rahni (1997) y Rahni *et al.* (1999) resumen incertidumbres relativas utilizadas comúnmente, algunas obtenidas de la literatura y otras basadas en la dificultad real existente en el proceso de medida del respectivo parámetro (a más dificultad, mayor porcentaje). A modo de ejemplo, dichos autores utilizan incertidumbres relativas de $\pm 3\%$ para espesores, $\pm 5\%$ para superficies, $\pm 5\%$ para propiedades termofísicas, $\pm 20\%$ para coeficientes convectivos, $\pm 2\%$ para la pendiente y $\pm 10\%$ para el azimut, $\pm 3\%$ para absortancias y transmitancias y $\pm 5\%$ para coeficientes globales de pérdida de vidrios. En Macdonald y Strachan (2001) se pueden encontrar incertidumbres de propiedades termofísicas (densidad, calor específico y conductividad térmica) discriminadas según el material.

3.2. Clasificación de parámetros

Debido a que en general los modelos térmicos de edificios son muy complejos y con gran número de variables de entrada, es necesario establecer criterios que permitan su clasificación y faciliten el análisis de los resultados obtenidos. Cuando se estima la sensibilidad individual y se desea conocer los parámetros de mayor influencia en la

salida, se consideran sólo aquellas variables que provocan en la salida variaciones mayores al 3% (Aude *et al.*, 2000) o bien variaciones de temperatura mayores a 0.1°C (Macdonald y Strachan, 2001), aunque los autores no conciben que se haya dado aún un criterio común para determinar un valor preciso. En la literatura se encuentran diversos criterios para clasificar los parámetros de entrada. Una posible clasificación se refiere a parámetros intrínsecos del *diseño* del edificio (volúmenes, áreas, orientación, absortancias, etc) o del *escenario* (renovaciones horarias de aire, coeficientes convectivos, condiciones meteorológicas, uso del edificio). Otra clasificación está relacionada con la variación temporal de los mismos (Aude *et al.*, 2000), que divide a los parámetros en *constantes*, como las dimensiones de superficies y propiedades térmicas de materiales, o *variables*, como las condiciones climáticas, ganancias auxiliares y calor metabólico.

Tabla 1: discriminación de parámetros de acuerdo a su influencia en el modelo y a la dificultad para mejorar su exactitud (Furbringer y Roulet, 1999).

	Mejora en la exactitud		
	Fácil (1)	Normal (2)	Difícil (3)
Inerte (I)	I1	I2	I3
Activo (A)	A1	A2	A3
Resonante (R)	R1	R2	R3

Al momento de discriminar cuáles son los parámetros cuyos valores debieran ser determinados con mayor exactitud, la clasificación de Fürbringer y Roulet (1999) parece ser la más adecuada. Surge de considerar dos criterios simultáneamente: la dificultad existente para mejorar la exactitud del parámetro (para lo cual se estima para cada parámetro de entrada un coeficiente aproximado que indica si la mejora de su exactitud es *fácil*, *normal* o *difícil*) y la discriminación de acuerdo al efecto del parámetro en la salida (*inertes*, con pequeños efectos en la salida; *activos*, con efectos proporcionalmente de la misma magnitud que la variación en la entrada y *resonantes*, en los que un pequeño cambio en la entrada produce grandes efectos en la salida). Con estos dos criterios se generan nueve subgrupos, como se muestra en la Tabla 1. Al momento de optimizar la simulación, se intenta mejorar los parámetros que pertenecen al grupo R1, siendo los últimos los pertenecientes al grupo I3.

Es interesante observar que el impacto de los parámetros en la salida no es necesariamente constante en el tiempo: por ejemplo, en el transcurso de una simulación un parámetro puede pasar de ser poco significativo a ser muy significativo.

Tabla 2: Variables con sus respectivas incertidumbres que se incluyeron en el estudio.

	Variable x_i	Valor	Valor	Valor	Error	Observaciones
		mínimo $\mu_i - \Delta x_i$	medio μ_i	máximo $\mu_i + \Delta x_i$	relativo $\Delta x_i / \mu_i$	
Edificio	Volumen del local (m ³)	45	50	55	10%	10% (estimado)
	Renovaciones horarias de aire del local (1/h)	1.5	2	2.5	25%	±0.5 h ⁻¹ (estimado)
	Azimut norte (°)	175	180	185	3%	Lomas y Eppel (1992)
Paredes	Área de la pared Norte (m ²)	3.24	3.6	3.96	10%	10% (estimado)
	Absortividad de paredes exteriores	0.55	0.725	0.9	24%	Lomas y Eppel (1992)
	Coef. Convectivo de paredes interiores (W/m ² °C)	3	6	9	50%	± 3W/m ² °C (estimada)
	Coef. Convectivo de paredes exteriores (W/m ² °C)	8	11	14	27%	± 3W/m ² °C (estimada)
	Área de radiación pared exterior Norte (m ²)	3.24	3.6	3.96	10%	10% (estimado)
	Área de radiación pared exterior Sur (m ²)	9	10	11	10%	10% (estimado)
	Área de radiación pared exterior Este (m ²)	9	10	11	10%	10% (estimado)
Piso	Área de radiación pared exterior Oeste (m ²)	9	10	11	10%	10% (estimado)
	Área de piso (m ²)	24.3	27	29.7	10%	10% (estimado)
	Absortividad del piso	0.65	0.725	0.8	10%	Lomas y Eppel (1992)
Puerta	Coef. Convectivo piso (W/m ² °C)	3	6	9	50%	± 3W/m ² °C (estimada)
	Alto (m)	1.9	2	2.1	5%	±10 cm (estimado)
	Ancho (m)	0.6	0.7	0.8	14%	±10 cm (estimado)
	Coef. Descarga	0.65	0.7	0.75	7%	±0.5 (estimado)
	Conductancia madera (W/m ² °C)	2.3	2.6	2.9	11%	±0.3 W/m ² °C (estimado)
	Coef. Convectivo interior (W/m ² °C)	3	6	9	50%	± 3W/m ² °C (estimada)
	Coef. Convectivo exterior (W/m ² °C)	8	11	14	27%	± 3W/m ² °C (estimada)
Ventana*	Área de ganancia directa (m ²)	4	5	6	20%	±1 m ² (estimado)
	U _{noche} ventana (W/m ² °C)	2.4	2.8	3.2	14%	±0.4 W/m ² °C (estimado)
	kL (coef. de extinción x espesor) del vidrio	0.04	0.07	0.1	43%	±0.03 (estimado)
Entorno y clima	Albedo suelo	0.2	0.3	0.4	33%	± 0.1 (estimado)
	Densidad del aire (kg/m ³)	0.95	1.05	1.15	10%	10% (estimado)
	Temp. Máxima (°C)	17.1	17.6	18.1	3%	±0.5 °C (estimado)
	Temp. Media (°C)	9.9	10.4	10.9	5%	±0.5 °C (estimado)
	Temp. Mínima (°C)	3.5	4	4.5	12%	±0.5 °C (estimado)
	Rad. Sup. Horizontal (MJ/día)	9	9.5	10	5%	±0.5 MJ/día (estimado)

4. APLICACIÓN DEL METODO DE MONTECARLO AL MODELO DE SIMEDIF

En el presente estudio se eligió como “caso base” una construcción pasiva aislada de un único local, de 25m² de área cubierta, con paredes y techo aislados (5cm de poliestireno expandido), una ventana de 5m² y una puerta de madera de 1.4m². Las paredes se supusieron de ladrillo macizo de 30cm de espesor, con aislación en el centro. La ventana posee vidrio simple con postigones para aislación nocturna. Se tomaron datos meteorológicos correspondientes a un día típico de invierno de junio, en la ciudad de Salta (temperaturas máxima, media y mínima de 17.6°C, 10.4°C y 4°C respectivamente). Se supuso que la radiación directa que ingresa por la ventana se acumula únicamente en el piso. La velocidad media de viento para la ciudad de Salta en el mes de junio es de 5 km/h (1.4m/s), lo cual corresponde a coeficientes complejivos de convección-radiación exteriores de 11 W/m²°C (Duffie y Beckman, 1991). Las renovaciones horarias de aire se estimaron mediante el método de rendija (Carrier, 1974), suponiendo carpintería normal en la puerta y en la ventana. Para este caso, tenemos renovaciones horarias entre 1.5 y 2.5, con un valor medio de 2.

El número total de variables que el usuario debe ingresar en este caso es de alrededor de 150. En realidad, muchas de estas variables están relacionadas entre sí: por ejemplo, el área de pared está directamente relacionada con el volumen del local. Esto significa que variar el área implícitamente significa hacer variar el volumen, por lo que no debieran considerarse como dos variables separadas. Después de realizar una depuración teniendo en cuenta este tipo de situaciones y sin considerar incertidumbres en las propiedades térmicas ni la variabilidad en la hora de apertura y cierre de puertas, se seleccionó un conjunto de 29 variables, considerado el más representativo de este edificio. Los valores de cada parámetro de entrada estudiado se indican en la columna “Valor medio” de la Tabla 2. En dicha tabla se encuentran también los valores máximos y mínimos adoptados en cada entrada, los cuales han sido estimados de acuerdo a la bibliografía, en algunos casos, y de acuerdo a las desviaciones comunes que puede utilizar un usuario con cierto nivel de experiencia al suponer valores para los parámetros, en otros casos. Las incertidumbres de áreas y volúmenes se estimaron en base a un error del 10%, el área de ventana (área de ganancia directa) en ± 1 m² y las temperaturas medias, máximas y mínimas exteriores en ± 0.5 °C.

Para aplicar el método de Montecarlo se supuso que cada una de las 29 variables de entrada consideradas tiene una distribución del tipo gaussiana, en donde los máximos y los mínimos corresponden al intervalo de confianza 2.33σ , es decir, que el 98% de los casos caen entre estos límites. El procedimiento se resume en generar un conjunto de valores aleatorios para las 29 variables de entrada de la Tabla 2 y realizar la simulación horaria de temperatura para este conjunto de entradas. El proceso se repite 200 veces, con lo que para cada hora se tienen 200 resultados distribuidos según una campana de Gauss.

En primer lugar, se determinó para cada simulación la temperatura media, mínima y máxima diaria y se realizaron los histogramas correspondientes (Figuras 1 a 3). A modo de ejemplo, el histograma de la temperatura media (Figura 1) indica que de las 200 simulaciones, 63 dieron como resultado una temperatura media de 15.5°C, 52 dieron como

resultado 15.25 y 32 simulaciones resultaron en 15.75°C. Se pueden aproximar los resultados obtenidos para la temperatura mínima, media y máxima mediante una distribución normal, que en las figuras aparece como una línea sólida.

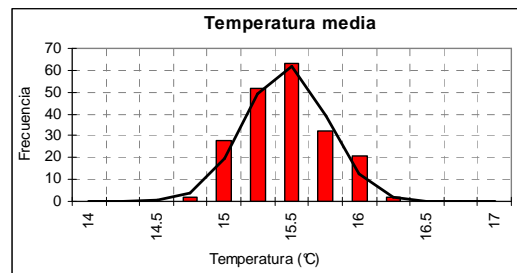


Fig. 1: Histograma para la temperatura media diaria (barras) y aproximación mediante una distribución normal (línea sólida).

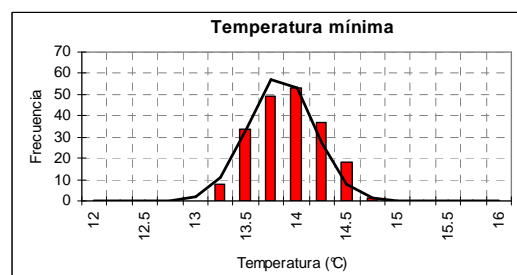


Fig. 2: Histograma para la temperatura mínima diaria (barras) y aproximación mediante una distribución normal (línea sólida).

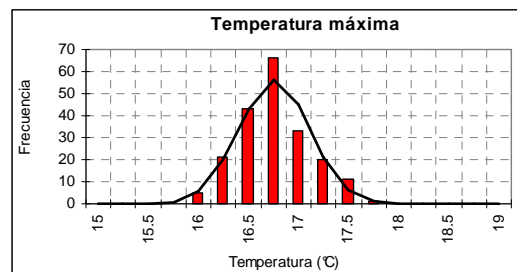


Fig. 3: Histograma para la temperatura máxima diaria (barras) y aproximación mediante una distribución normal (línea sólida).

En la Tabla 3 se encuentran los parámetros característicos de las distribuciones normales de las Figuras 1 a 3 (valor medio, varianza σ^2 , desvío standard σ e intervalo de confianza 2.33σ), estimados a partir de los histogramas. Del análisis de esta tabla se concluye que las temperaturas media, máxima y mínima se pueden determinar con un error de ± 0.7 °C, que corresponde a un intervalo de confianza de 2.33σ (nivel de confianza del 98%). El valor obtenido mediante este método es muy cercano, aunque no idéntico, al obtenido con el método diferencial (Flores Larsen y Lesino, 2005), pero en este caso existe la seguridad de que las interacciones entre variables han sido tenidas en cuenta. Si se trabajara con límites más pequeños para las variables de entrada, el método de Montecarlo y el método diferencial entregarían los mismos resultados para el intervalo de confianza, pero se requeriría de una entrada de datos mucho más cuidadosa y de un usuario con mayor experiencia.

Tabla 3: parámetros característicos de las distribuciones normales de temperatura media, máxima y mínima de las figuras 1 a 3.

	Media	Desvío standard σ	Intervalo de confianza 2.33 σ	Varianza σ^2
Temperatura mínima	13.8	0.3	0.7	0.1
Temperatura media	15.5	0.3	0.7	0.1
Temperatura máxima	16.8	0.3	0.8	0.1

Cuando se analizan los resultados horarios, se encuentra que para cada hora existe una temperatura más probable que ocurra (el valor medio), con una distribución gaussiana. Ésto permite definir bandas alrededor del valor más probable, cuyos límites son $\pm 2.33\sigma$. En la Figura 4 se muestra la simulación térmica horaria del local con sus respectivas bandas de error, y la evolución temporal de 2.33σ . Promediando durante las 24 horas, se obtiene un valor de la banda de error de $\pm 0.75^\circ\text{C}$. Es interesante destacar que, como se mencionó anteriormente, 2.33σ no permanece constante a lo largo del tiempo: varía a lo largo del día entre 0.70 y 0.86, alcanzando su valor máximo al mediodía solar. Esto significa que durante estas horas de máxima radiación el modelo presenta mayor error en su predicción de la temperatura. Durante las horas sin sol los valores de σ se mantienen aproximadamente constantes. Esto se explica si tenemos en cuenta que durante la noche existe un buen número de variables cuyas incertidumbres no tienen efecto en la salida, por ejemplo, el albedo, la absorptancia de las superficies, la radiación solar, etc. Estas variables, que no tienen influencia durante la noche, son precisamente las que el método diferencial detectó como uno de los grupos más influyentes en la salida.

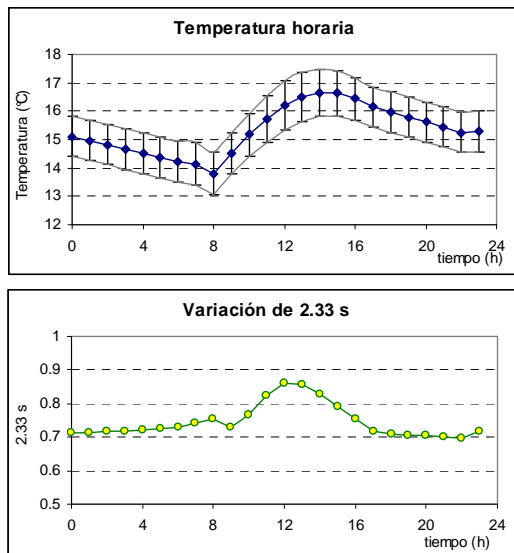


Fig. 4: temperatura horaria de un local con sus respectivas bandas de error (arriba) y variación de los límites de dichas bandas a lo largo del día (abajo).

Para verificar la convergencia de las simulaciones, se graficó el intervalo de confianza 2.33σ en función del número de simulaciones, para dos horas particulares: las 12:00PM y las 0:00AM (estas horas son las que presentan los intervalos de confianza más grande y más chico, respectivamente). Los

resultados pueden analizarse en la Figura 5: después de 60 simulaciones el intervalo de confianza para ambos casos presenta poca variación. Las 200 simulaciones utilizadas en este trabajo satisfacen ampliamente las condiciones de convergencia.

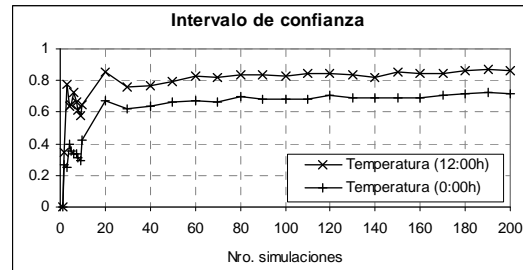


Fig. 5: Variación del intervalo de confianza (2.33σ) en función del número de simulaciones realizadas, para las 12:00AM y las 0:00AM.

5. CONCLUSIONES

En el presente trabajo se realiza un resumen de dos de los métodos más comunes de análisis de sensibilidad: el método diferencial (MDA) y el método de Montecarlo (MCA). Se realiza luego un análisis de los parámetros de entrada de los modelos y de los intervalos de confianza susceptibles de utilizarse, para finalmente aplicar el método de Montecarlo al modelo térmico de SIMEDIF. Se utilizó como “caso base” un edificio de un único local en un periodo de invierno. Las conclusiones obtenidas para dicho edificio son válidas también para casos más complicados.

El análisis indica que las variables que afectan significativamente la temperatura interior de la vivienda son las relacionadas directamente con la ganancia solar (área de ganancia directa, absorptancia de superficies exteriores, albedo y radiación solar sobre superficie horizontal) y con los efectos del movimiento de aire en el interior y en el exterior (renovaciones horarias de aire y coeficientes convectivos exteriores). El analista o simulador debe tener especial cuidado el momento de estimar los valores que utilizará para estas variables de entrada, pues estimaciones groseras pueden producir cambios significativos en el comportamiento térmico de la vivienda.

Dentro de los márgenes de variación estudiados, que son lo suficientemente grandes como para incluir a la mayoría de los casos habituales, se concluye que las temperaturas horarias, media, máxima y mínima se calculan dentro de un margen de error de $\pm 0.7^\circ\text{C}$. Se estudió también la variación horaria del intervalo de confianza, encontrándose que varía a lo largo del día entre 0.70 y 0.86, alcanzando su valor máximo al mediodía solar. Esto significa que es durante estas horas de máxima radiación que el modelo presenta mayor error en su predicción de la temperatura.

Como comentario final, es interesante destacar que la integración de un módulo de análisis de sensibilidad a herramientas de simulación es el modo correcto de producir herramientas de simulación robustas y confiables, si bien no es lo que usualmente se encuentra en los programas utilizados en la actualidad. La incorporación de este tipo de información a las simulaciones permite al usuario determinar las consecuencias de las inexactitudes de las

entradas y conocer los intervalos de confianza de los resultados de su modelo.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue parcialmente financiado por ANPCYT PICT 2000 N°13-09991 y por CIUNSa N°1088 y N°1332.

REFERENCIAS

- Aude P., Tabary L., Depecker P. (2000). Sensitivity analysis and validation of buildings' thermal models using adjoint-code method. *Energy and Buildings* **31**, pp. 267-283.
- Carrier Air Conditioning Co. (1974). *Manual de aire acondicionado*. Marcombo Editores, Barcelona.
- De Wit S. (1997). Influence of modeling uncertainties on the simulation of building thermal comfort performance. En *Proceedings of Building Simulation '97, 5° International IBPSA Conference*, Praga, Checoslovaquia.
- De Wit S., Augenbroe G. (2001). Uncertainty analysis of building design evaluations. En *Proceedings of IBPSA Building Simulation*, pp. 319-326, Río de Janeiro, Brasil.
- Duffie A. y Beckman W. (1991). *Solar Engineering of Thermal Processes*, John Wiley and Sons, Inc.
- Fürbringer J.-M., Roulet C. A. (1995). Comparison and combination of factorial and Monte Carlo design in sensitivity analysis. *Building and Environment* **30**, 4, pp. 505-519.
- Fürbringer J.M. (1996). Sensitivity analysis for modellers. *Air Infiltration Review* **17**, 4. World Wide Web Edition, http://www.aivc.org/frameset/frameset.html?./Air/17_4/sam.html~mainFrame.
- Fürbringer J.-M., Roulet C.A. (1999). Confidence of simulation results: put a sensitivity analysis module in your MODEL. The IEA-ECBCS Annex 23 experience of model evaluation. *Energy and Buildings* **30**, pp. 61-71.
- Guyon G., Rahni N. (1997). Validation of a building thermal model in clim2000 simulation software using full-scale experimental data, sensitivity analysis and uncertainty analysis. En *Proceedings of Building Simulation '97, 5° International IBPSA Conference*, Praga, Checoslovaquia.
- Rahni N., Ramdani N., Candau Y., Guyon, G. (1999). New experimental validation and model improvement tools for the clim2000 energy simulation software program. En *Proceedings of IBPSA Building Simulation '99*. <http://sensitivity-analysis.jrc.cec.eu.int/default2.asp?page=wwh> http://www.aivc.org/frameset/Air/17_4/sam.html
- Lam J., Hui S. (1996). Sensitivity analysis of energy performance of office buildings. *Building and Environment* **31**, pp. 27-39.
- Lomas K.J., Eppel H. (1992). Sensitivity analysis techniques for building thermal simulation programs. *Energy and Buildings* **19**, pp. 21-44.
- Macdonald I., Strachan P. (2001). Practical application of uncertainty analysis. *Energy and Buildings* **33**, pp. 219-227.
- Mood A. M., Graybill F.A. (1978). *Introducción a la teoría de la Estadística*. Ed. Aguilar.
- Flores Larsen, S. y Lesino, G. (2001a). Modelo térmico del programa SIMEDIF de simulación de edificios. *Energías Renovables y Medio Ambiente* **9**, pp.15-24.
- Flores Larsen, S. y Lesino, G. (2001b). A new code for the hour-by-hour thermal behavior simulation of buildings. Lesino. En *Proceedings of Seventh International IBPSA Conference on Building Simulation*, Río de Janeiro, Brasil, pp. 75-82