

**ANA PAULA MELO**

Doctora en Ingeniería Civil, Estudiante de Posdoctorado del Programa de Posgrado en Ingeniería Civil,  
Universidad Federal de Santa Catarina, LabEEE - Laboratorio de Eficiencia Energética en Edificaciones.  
Campus Universitario Trindade, Florianópolis, CP: 88040-970, Teléfono: 37215184

**DESARROLLO DE UN MÉTODO PARA ESTIMAR EL CONSUMO DE ENERGÍA DE  
EDIFICACIONES COMERCIALES A TRAVÉS DE LA  
APLICACIÓN DE REDES NEURONALES**

Monografía presentada al Eco\_Lógicas: Concurso  
Latinoamericano de Monografías sobre Energías  
Renovables y Eficiencia Energética, promovido por el  
Instituto IDEAL.

Orientación: Profesor Roberto Lamberts

Universidad Federal de Santa Catarina  
Florianópolis, Brasil

2012

## **RESUMEN**

Este estudio presenta el desarrollo de un método más exacto para evaluar el consumo de energía de edificaciones comerciales. Se basó en el modelo simplificado para evaluar la eficiencia del envolvente presente en el Reglamento Técnico de la Calidad del Nivel de Eficiencia Energética de Edificios Comerciales, de Servicios y Públicos (RTQ-C), utilizado en Brasil. Inicialmente, se evaluó la utilización del método estadístico de redes neuronales artificiales para el desarrollo de un nuevo modelo simplificado basándose en datos de entrada y salida adoptados para el modelo simplificado presente en el RTQ-C. Otra etapa del método consistió en la aplicación del método Hipercubo Latino para combinar la interacción entre diferentes parámetros de entrada. Se puede observar que, al aplicarse la técnica de modelado estadístico de redes neuronales y la técnica de muestreo por el Método Hipercubo Latino fue posible describir la correlación entre los datos de entrada y de salida que no presentan un comportamiento lineal. Como resultado final, se alcanzó los objetivos del estudio, lo que permitió desarrollar un modelo más exacto para estimar el consumo de energía eléctrica de las edificaciones comerciales.

Palabras clave: modelo simplificado, redes neuronales artificiales, RTQ-C.

## **ABSTRACT**

The main objective of this study is to develop a more accurate method to estimate the energy consumption of commercial buildings in the design stage. The study is based on the simplified model presented in the Regulation for Energy Efficiency Labelling of Commercial Buildings in Brazil (RTQ-C). The first step was to evaluate the feasibility and relevance of more complex statistical modeling techniques, such as neural network. The second step of the assessment consisted of applying the Latin Hypercube sampling technique to combine the effects of several input parameters. Based on artificial neural network and Latin Hypercube method it was able to describe the relation between inputs parameter and energy consumption in the case of commercial buildings in Brazil. As a result, the objectives of this research were achieved letting to develop a simplified model which can predict the commercial buildings energy consumption.

Keywords: simplified model, artificial neural network, RTQ-C.

## SUMARIO

<b>RESUMEN/ABSTRACT</b> .....	<b>iii</b>
<b>INTRODUCCIÓN</b> .....	<b>14</b>
<b>MÉTODO</b> .....	<b>17</b>
Comparación entre las técnicas de modelado estadístico aplicadas a los casos de RTQ-C.....	17
Comparación entre las técnicas de muestreo aplicadas a los casos del RTQ-C.....	19
Base de datos ampliada para el desarrollo de un modelo simplificado más exacto.....	21
Modelos simplificados basados en la nueva base de datos .....	22
Validación del modelo .....	23
<b>RESULTADOS</b> .....	<b>24</b>
Comparación entre las técnicas de modelado estadístico aplicadas a los casos del RTQ-C.....	24
Comparación entre las técnicas de muestreo aplicadas a los casos del RTQ-C.....	26
Modelo simplificado basado en la nueva base de datos.....	28
Validación del modelo .....	29
<b>CONCLUSIONES</b> .....	Erro! Indicador não definido.
<b>REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b> .....	<b>31</b>

## INTRODUCCIÓN

El concepto de sostenibilidad y la búsqueda por edificios eficientes está cambiando las prácticas y poniendo en evidencia el área de la construcción civil. Los edificios sostenibles, los que supuestamente se construyen con el mínimo impacto ambiental posible, están adquiriendo gran relevancia en el mercado y contribuyen para la construcción de edificaciones más eficientes energéticamente. Sin embargo, se debe señalar la importancia de la integración de los proyectos arquitectónicos con los proyectos de edificios con sistema de acondicionamiento de aire, iluminación y equipamientos para mejorar el desempeño energético de tales edificaciones de forma sostenible.

La sostenibilidad se está intensificando con la demanda creciente de certificaciones y sellos ambientales, por ejemplo, LEED, BREEAM y AQUA. Muchos países se han dado cuenta de la importancia de construir de forma sostenible y buscan elaborar certificaciones que aumenten la eficiencia de sus edificaciones.

Inversiones en eficiencia energética de edificaciones, además de ofrecer beneficios financieros, también proporcionan beneficios ambientales. Pérez-Lombard et al. (2009) relatan que el éxito de una certificación se basa en tres factores: obtención de una certificación que resulte en calidad para la inversión; la exactitud de la economía de energía alcanzada; y el compromiso de reducir los gases de efecto invernadero, con el fin de prevenir los impactos del calentamiento global.

Actualmente, muchas de las certificaciones adoptan la simulación computacional de edificaciones para realizar su evaluación energética, a través de programas como EnergyPlus, ESP-r y Trnsys. Sin embargo, muchos países, como Portugal, Holanda y Brasil están desarrollando sus propios métodos para hacer una evaluación energética de la edificación, los cuales generalmente tienen como base un modelo simplificado.

En Portugal, el nuevo reglamento térmico fue implantado en 2006, dividido entre edificios residenciales (RCCTE, 2006) y edificios de oficinas (RSECE, 2006). El tipo y el nivel de los requisitos dependen de la categoría del edificio. La exactitud del método simplificado de la reglamentación térmica de Portugal para los edificios existentes fue evaluada por Silva et al. (2009). Con base en mediciones "*in-situ*" para calibrar datos de entrada, los resultados muestran

que generalmente el modelo simplificado presenta resultados aproximadamente 11% superiores a los resultados del método detallado.

Desde 1995, las nuevas construcciones de edificaciones en Holanda deben estar de acuerdo con el Código Holandés (NEN 2916, 1994) para determinar el desempeño energético de los edificios no residenciales. Se adopta tal código para estimar el consumo total de energía primaria para iluminación, refrigeración, calentamiento, ventilación, bombeo, humidificación y agua caliente para uso doméstico. Además, ese código establece las necesidades energéticas de calentamiento y refrigeración para diferentes sistemas de acondicionamiento de aire. Sin embargo, se evaluó la relación entre el desempeño energético con base en la certificación y en el real consumo de la edificación (CDC, 2004; Santil et al., 2009). Los resultados demuestran que hay una diferencia significativa entre los valores de EPC (*Energy Performance Coefficient*) y el consumo actual. El comportamiento del usuario puede hacer que el consumo de energía para calentamiento varíe en hasta un 4,2%, pero dicha variación puede alcanzar el 42%, dependiendo de la utilización de aislamiento térmico y de la presencia de termostato en la edificación.

Con la crisis del sector eléctrico en 2001, Brasil empezó a establecer acciones para estimular el uso eficiente de la energía eléctrica. El primer paso fue la elaboración de la Ley Nº 10.295, publicada por el Ministerio de Minas y Energía en 17 de octubre de 2001, que establece la creación de mecanismos que resulten en edificaciones más eficientes energéticamente (BRASIL, 2001a). En diciembre de 2001, esa ley fue reglamentada por el Decreto Nº 4.059 (BRASIL, 2001b), que advertía que fabricantes e importadores de máquinas y aparatos consumidores de energía están obligados a adoptar niveles máximos de consumo de energía y mínimos de eficiencia energética, de acuerdo con los estudios referentes a cada máquina y aparato. Después de algunos años de discusión y de trabajos de diversas instituciones, fue aprobado por el Orden Ministerial (en Brasil, "Portaria") Nº 53, el 27 de febrero de 2009 (INMETRO, 2009), el Reglamento Técnico de la Calidad del Nivel de Eficiencia Energética de Edificios Comerciales, de Servicios y Públicos (RTQ-C). Ese reglamento tiene como objetivo el etiquetado de edificaciones en Brasil clasificándolas según el nivel de eficiencia energética, con base en tres requisitos principales: eficiencia y potencia instalada del sistema de iluminación, eficiencia del sistema de acondicionamiento de aire y desempeño térmico del envolvente de la edificación siempre que esta sea acondicionada artificialmente. Inicialmente, el reglamento tiene carácter voluntario, pero, algunos años tras su implantación, la propuesta pasará a tener carácter

obligatorio, y la edificación será evaluada de acuerdo con requisitos que varían de eficiencia A (más eficiente) a E (menos eficiente). El RTQ-C presenta dos métodos para evaluar el nivel final de eficiencia de una edificación: Método Prescriptivo, que se refiere a una ecuación en la que se atribuyen diferentes pesos a cada requisito; o a través del Método de Simulación, que adopta la utilización de un programa de simulación computacional. El nivel de eficiencia de la edificación o de los sistemas se indica a través de la Etiqueta Nacional de Conservación de Energía (ENCE).

Con programas de simulación energética, es posible evaluar el desempeño térmico y energético de edificaciones. En los últimos años, se verificó que diferentes programas de simulación fueron desarrollados (CRAWLEY et al., 2008), lo que aumenta la posibilidad de analizar la interacción de diferentes sistemas presentes en un proyecto. Por otra parte, la utilización de tales programas exige una demanda considerable de tiempo y recursos. Además, el uso de programas de simulación de desempeño térmico requiere un nivel de conocimiento muy amplio y complejo en comparación con los métodos simplificados. Estos generalmente seleccionan pocos datos de entrada y se desarrollan con base en diversas suposiciones respecto al clima, estándares de uso y tipo de construcciones. Dichos métodos proveen una herramienta rápida para evaluar el desempeño de la edificación, pero también implican una incertidumbre considerable con relación a sus resultados que puede comprometer el proceso de certificación de los edificios.

Durante el desarrollo del modelo simplificado para la evaluación del envolvente presente en el RTQ-C, se encontró algunas limitaciones con relación a la volumetría del edificio y de la transmitancia térmica de las paredes (CARLO, 2008). La solución para eso fue determinar dos modelos simplificados para evaluar el envolvente de las edificaciones con base en el área de la proyección y en el área de la fachada de la edificación y excluir del modelo simplificado el parámetro transmitancia térmica de las paredes, para encontrar una correlación de alta calidad entre los datos de entrada y el dato de salida a través de la utilización del método estadístico de regresión lineal múltiple.

Esas limitaciones fueron evaluadas (CARLO y LAMBERTS, 2010; MELO et al., 2011) observándose que el modelo simplificado tiene límites respecto al uso de diferentes volumetrías de edificaciones y limitaciones con relación a la utilización de cristales de alto desempeño en conjunto con una gran área de ventana. El estudio realizado por Melo et al. (2012) analizó la exactitud del modelo simplificado presente en el RTQ-C y concluyó que este presenta resultados

fuera del límite establecido en comparación con casos del BESTEST (Building Energy Simulation Test) (ASHRAE Standard 140, 2004). La mayoría de los casos sobrepasó hasta 60% el límite establecido. Otra limitación encontrada en tal estudio fue con relación al nivel de eficiencia determinado por los métodos presentes en el RTQ-C. El modelo simplificado del RTQ-C resulta en un nivel de eficiencia de envolvente inferior en comparación con el método de simulación. También se observó que el modelo simplificado presente en el RTQ-C presenta un resultado final establecido como un indicador de consumo, y no como un resultado de consumo de energía de la edificación. Consecuentemente, se recomienda aplicar el método de simulación para edificaciones más complejas (con gran área acondicionada, diferentes ambientes, presencia de equipamientos, entre otros). Con relación al método estadístico utilizado para desarrollar el modelo simplificado, se puede concluir que él no logró representar las interacciones entre los datos de entrada y de salida, lo que influyó la exactitud de sus resultados.

Ante esas limitaciones y con base en los resultados presentados en los estudios antes citados, se verifica la necesidad de desarrollar un método más preciso para calcular el consumo de energía de edificaciones comerciales.

## **MÉTODO**

### **Comparación entre las técnicas de modelado estadístico aplicadas a los casos del RTQ-C**

Este capítulo presenta una comparación entre dos técnicas de modelado estadístico aplicadas en los casos utilizados para desarrollar el modelo simplificado presente en el Reglamento Técnico de la Calidad del Nivel de Eficiencia Energética de Edificios Comerciales, de Servicios y Públicos: regresión lineal múltiple y redes neuronales artificiales. El método de regresión lineal múltiple fue utilizado para desarrollar el modelo simplificado encontrado en el RTQ-C.

El método de regresión lineal es un método simple de desarrollar y fácil de utilizar en comparación con el uso de programas de simulación computacional. Consecuentemente, se verifica la creciente utilización de tal herramienta para determinar el consumo de energía de edificaciones. Sin embargo, actualmente existen otros métodos estadísticos que permiten evaluar la respuesta del desarrollo de modelos simplificados. Entre los métodos que se están destacando y generando interés por el estudio y desarrollo, está el método estadístico de redes neuronales artificiales. Las redes neuronales artificiales (RNA) se basan en el funcionamiento del cerebro

humano, más específicamente en el comportamiento de las neuronas. Según Bezdek y Pal (1992), entre las ventajas de la utilización del método estadístico de redes neuronales, se destacan la calidad superior con relación a otros métodos estadísticos, la inmunidad a fallos y ruidos y los modelos compactos con respuestas rápidas.

Para el desarrollo de esa fase y la aplicación del método estadístico de redes neuronales, se utilizó la misma base de datos usada para desarrollar el modelo simplificado presente en el RTQ-C (Carlo, 2008). Eso permitió comparar entre los dos métodos los valores de error medio, desviación estándar y coeficiente de determinación. Se obtuvo dichos valores comparando, por medio de simulación computacional, los resultados encontrados con los valores ecuacionados.

Para la utilización del método de redes neuronales, se adoptó el programa EasyNN-Plus (EasyNN Plus, 2011). Se clasificó la arquitectura de la red neuronal como prealimentación (del inglés, *feed-forward*), en la cual la capa de salida se conecta sólo con la capa anterior. Se utilizó la metodología en que se secciona el 50% de los casos para el entrenamiento de la red neuronal y el 25% para la validación de la red. Los otros 25% se usa para verificar el desempeño de la red, teniendo en cuenta que esos casos no forman parte ni del entrenamiento ni de la validación. Todos los casos fueron seleccionados aleatoriamente por el programa EasyNN-Plus.

Los parámetros utilizados para desarrollar el modelo simplificado fueron considerados como datos de la capa de entrada. El consumo de energía de la edificación ( $\text{kWh/m}^2$  de área acondicionada) fue considerado como dato de salida. Se consideró los parámetros de entrada y sus correspondientes valores como variables independientes, y el consumo de energía, como variable dependiente. Para el entrenamiento de la red neuronal, se consideró la misma metodología utilizada para desarrollar los modelos simplificados presentes en el RTQ-C. O sea, se entrenó dos redes neuronales: una para edificaciones con área de proyección superior a  $500 \text{ m}^2$  y otra para edificaciones con área de proyección inferior o igual a  $500 \text{ m}^2$ .

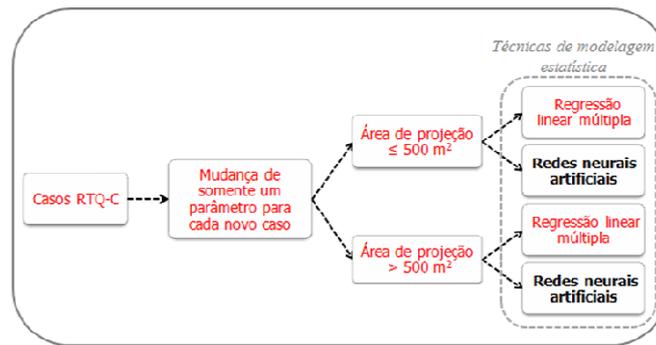
Con tal procedimiento, fue posible comparar los resultados provistos por ambos métodos estadísticos para los dos modelos simplificados considerados. Las etapas de esa metodología pueden ser observadas en la Casos RTQ-C

Cambio de un sólo parámetro para cada nuevo caso  
Área de proyección  $\leq 500 \text{ m}^2$   
Área de proyección  $> 500 \text{ m}^2$

*Técnicas de modelado estadístico*

Regresión linear múltiple  
 Redes neuronales artificiales  
Regresión linear múltiple  
 Redes neuronales artificiales

Figura 1. Las etapas realizadas anteriormente para desarrollar el modelo simplificado presente en el RTQ-C están señaladas en rojo. Las etapas desarrolladas en este trabajo están pintadas de negro.



Casos RTQ-C  
Cambio de un sólo parámetro para cada nuevo caso  
Área de proyección  $\leq 500 \text{ m}^2$   
Área de proyección  $> 500 \text{ m}^2$

*Técnicas de modelado estadístico*  
Regresión linear múltiple  
 Redes neuronales artificiales  
Regresión linear múltiple  
 Redes neuronales artificiales

Figura 1– Técnicas de modelado estadístico consideradas.

### Comparación entre las técnicas de muestreo aplicadas a los casos del RTQ-C

Este capítulo presenta una comparación entre dos técnicas de muestreo aplicadas en los casos utilizados para desarrollar el modelo simplificado presente en el Reglamento Técnico de la Calidad del Nivel de Eficiencia Energética de Edificios Comerciales, de Servicios y Públicos: el cambio de un sólo parámetro para cada nuevo caso y el método Hipercubo Latino.

Entre las etapas de un análisis estadístico, se destaca el aspecto importante de las formas de muestreo. Es necesario garantizar que la muestra seleccionada para el estudio logre representar y ejecutar el método estadístico utilizado (Risso et al., 2010; Olsson et al., 2003; Xu et al. 2005). La determinación de una muestra de baja calidad podrá producir errores y

comprometer los resultados finales (De Wit y Augenbroe, 2002). Se debe tener un cuidado especial y criterioso con relación a la muestra elegida.

Para el desarrollo de los casos del RTQ-C, se utilizó la técnica de muestreo en que hay el cambio de un sólo parámetro para cada nuevo caso. Esa técnica permite observar la influencia de cada parámetro en el resultado del dato de salida de la simulación, pero exige que se elabore diversos casos de acuerdo con el número de parámetros que serán analizados, aunque estos no tengan influencia significativa en el resultado final. Además, esa técnica oculta la influencia de la interacción de dos o más parámetros en cada simulación.

Al utilizarse el método Hipercubo Latino (MHL), es posible analizar la influencia de la combinación de diferentes factores, pues la técnica posibilita reducir el número de casos que serán simulados, sin reducir la calidad de los resultados (McKay et al., 1979). La comparación de ambas técnicas de modelado permite entender su comportamiento y influencia en el desarrollo de un modelo simplificado.

Tras analizar las dos técnicas de muestreo (cambio de un parámetro por vez y Hipercubo Latino), se aplicó la técnica de modelado estadístico de redes neuronales artificiales (utilizada en la etapa anterior) en los casos generados a partir de la aplicación de ambas técnicas de muestreo. Es decir, se aplicó el método estadístico de redes neuronales tanto en los casos generados para el desarrollo del modelo simplificado presente en el RTQ-C como en los casos generados por el método Hipercubo Latino.

Las etapas realizadas para desarrollar el modelo simplificado están destacadas en rojo vermelha, y las etapas desarrolladas en este trabajo están señaladas en negro (Casos RTQ-C

*Técnicas de muestreo*

**Cambio de un solo parámetro para cada nuevo caso**

**Método Hipercubo Latino**

Redes neuronales artificiales (área de proyección  $\leq$  o  $>$  500 m<sup>2</sup>)

Redes neuronales artificiales (área de proyección  $\leq$  o  $>$  500 m<sup>2</sup>)

Figura 2).



Casos RTQ-C

*Técnicas de muestreo*

Cambio de un solo parámetro para cada nuevo caso

**Método Hipercubo Latino**

Redes neuronales artificiales (área de proyección  $\leq$  o  $>$  500 m<sup>2</sup>)

Redes neuronales artificiales (área de proyección  $\leq$  o  $>$  500 m<sup>2</sup>)

Figura 2 – Técnicas de muestreo consideradas.

### Base de datos ampliada para el desarrollo de un modelo simplificado más preciso

Para cumplir el objetivo del estudio, se consideró diferentes tipologías, con diferentes números de planta tipo, área construida, área acondicionada, área de cobertura, entre otros, para abarcar las características de muchas edificaciones brasileñas. Además, fueron considerados diferentes datos de entrada, cuyos valores variaban de mínimos a máximos.

Se consideró un total de dieciséis tipologías, teniendo en cuenta pequeñas y grandes lojas, pequeñas y grandes oficinas, hoteles y oficinas verticales. Respecto a los datos de entrada, la preocupación fue incluir valores mínimos y máximos respectivos a los datos de entrada, como se presenta en la

Tabla 1. Se debe señalar que el análisis fue realizado teniendo en cuenta el clima de la ciudad de Florianópolis, Brasil.

Después de generar todos los casos, se aplicó el programa de simulación computacional EnergyPlus, versión 6.0 (DOE, 2010) para obtener el consumo final de energía para cada caso. Con base en estos resultados, fue posible observar la influencia de los datos de entrada en el

consumo final de las edificaciones y la variación encontrada en los resultados de consumo para cada tipología.

Tabla 1. Parámetros utilizados.

Parámetros	Valores considerados
Porcentual de ventanas en la fachada	5; 15; 30; 45; 65; 90
Densidad de carga interna ( $W/m^2$ )	20; 35; 40; 65
Transmitancia térmica de las paredes ( $W/(m^2.K)$ )	0,66; 1,61; 2,02; 2,28; 2,49; 3,7; 4,4
Transmitancia térmica de la cobertura ( $W/(m^2.K)$ )	0,62; 1,03; 1,18; 1,75; 1,92; 2,25; 4,56
Ángulo de proyección de la lama ( <i>brise</i> ) verticales	0 (sin lama ( <i>brise</i> )); 35; 45
Ángulo de proyección de la lama ( <i>brise</i> ) horizontal	0 (sin lama ( <i>brise</i> )); 45
Coefficiente de Ganancia de Calor Solar de los cristales	0,87; 0,81; 0,76; 0,59; 0,49; 0,25
Cambios de Aire por Hora (ACH)	0,5; 1; 3
Absortancia de las paredes a la radiación solar	0,2; 0,5; 0,8
Absortancia de la cobertura a la radiación solar	0,2; 0,5; 0,8
Estándar de uso (horas/día)	11; 14; 24 (hotel)
Orientación ( $^{\circ}$ Norte verdadero)	Norte-Sur; Este-Oeste
Sistema de acondicionamiento de aire	Equipo partido ( <i>Split</i> ) con Coeficiente de Rendimiento (COR, en inglés COP) de 3,20 ( $W_{\text{térmico}}/W_{\text{eléctrico}}$ )

### Modelos simplificados basados en la nueva base de datos

Para desarrollar el nuevo modelo simplificado, se adoptó el método estadístico de redes neuronales y se utilizó el programa EasyNN-Plus. Los parámetros fueron considerados como datos de la capa de entrada (variables independientes), y el consumo de la edificación en  $kWh/m^2$ , como dato de salida (variable dependiente) para el entrenamiento de la red neuronal. Además de los parámetros de entrada considerados, también se utilizó parámetros relacionados con el área constructiva de cada una de las dieciséis tipologías adoptadas. Todos los parámetros considerados en la capa de entrada para el entrenamiento de la red neuronal pueden ser observados en la

Tabla 2.

Tabla 2 .Datos de entrada.

Parámetros constructivos	Parámetros relacionados con el área de las tipologías
Proporción muros-ventanas (en inglés,	Altura libre (m)

WWR (%)	
CGCS (en inglés, SHGC)	Largo (m)
AHS (°)	Número de plantas
AVS (°)	Área de fachada (m <sup>2</sup> )
Upar (W/(m <sup>2</sup> .K))	Área de proyección de la cobertura (m <sup>2</sup> )
Ucob (W/(m <sup>2</sup> .K))	Área de piso acondicionada (m <sup>2</sup> )
Infiltración (ACH)	Área de piso no acondicionada (m <sup>2</sup> )
Desviación de la sangría de carga (ILD) (W/m <sup>2</sup> )	
Absortancia pared	
Absortancia cobertura	
Estándar de uso (horas)	

Con los resultados obtenidos a partir de la aplicación de la red neuronal, se calculó el coeficiente de determinación ( $R^2$ ), la media de errores ( $\bar{\epsilon}$ ) y la desviación estándar de los errores ( $\sigma\epsilon$ ). Se obtuvo tales resultados por medio de la comparación entre los resultados del programa EnergyPlus y del método estadístico de redes neuronales, teniendo en cuenta que ambos obtienen resultados en la misma unidad, kWh/m<sup>2</sup>. La frecuencia de errores entre el resultado simulado y ecuacionado fue observada a través de un histograma.

### Validación del modelo

Este capítulo presenta la aplicación del modelo simplificado desarrollado, para evaluar la exactitud de sus respectivos resultados. Para la evaluación del nuevo modelo, se utilizó tres tipologías: una considerada una Pequeña Edificación; otra, una Grande Edificación; y la tercera, una Edificación Vertical. No se consideró estas tres tipologías para el desarrollo del modelo simplificado. También fue evaluada la exactitud del modelo usando una tipología con dimensiones no convencionales para verificar el error encontrado entre el resultado simulado y el ecuacionado. Además de las diferentes tipologías utilizadas, se determinó valores de datos de entrada que también no fueron considerados en el desarrollo del modelo simplificado. Con base en los resultados, se verificó el error final del modelo simplificado para responder a tipologías no adoptadas en la nueva base de datos.

## RESULTADOS

### Comparación entre las técnicas de modelado estadístico aplicadas a los casos del RTQ-C

Según Carlo (2008), la aplicación del método estadístico de regresión lineal múltiple alcanzó un  $R^2$  de 0,99 para las tipologías con área de proyección inferior o igual a  $500 \text{ m}^2$  y un  $R^2$  de 0,99 para las tipologías con área de proyección superior a  $500 \text{ m}^2$ . Al aplicar el método estadístico de red neuronal, se encontró un  $R^2$  de 0,98 para las tipologías con área de proyección inferior o igual a  $500 \text{ m}^2$ , y un  $R^2$  de 0,99 para las tipologías con área de proyección superior a  $500 \text{ m}^2$ .

Se puede observar que los resultados de consumo final obtenidos con la utilización del programa EnergyPlus son casi idénticos a los encontrados con el uso del método estadístico de redes neuronales (Redes neuronales (kWh/m<sup>2</sup>)).

Figura 3). Sin embargo, al evaluar los resultados de IC encontrados para el modelo simplificado para las tipologías con área de proyección inferior o igual a  $500 \text{ m}^2$ , se observa una gran diferencia entre los resultados calculados por el modelo simplificado y por el método estadístico de redes neuronales.

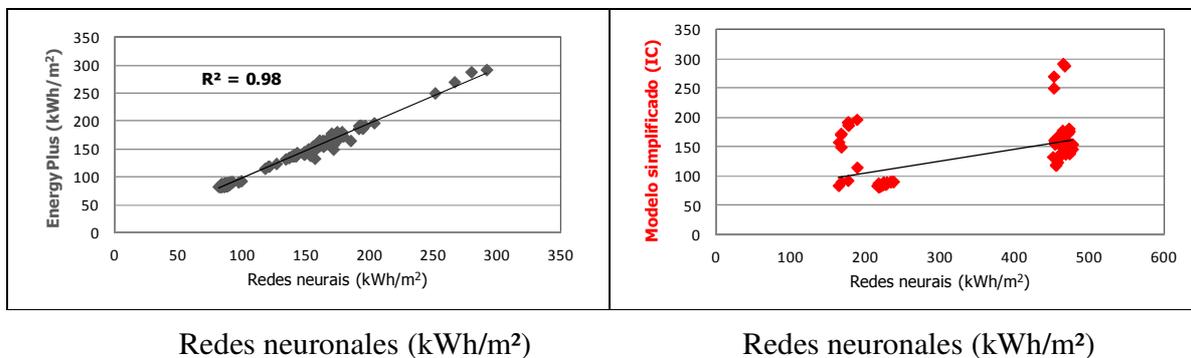
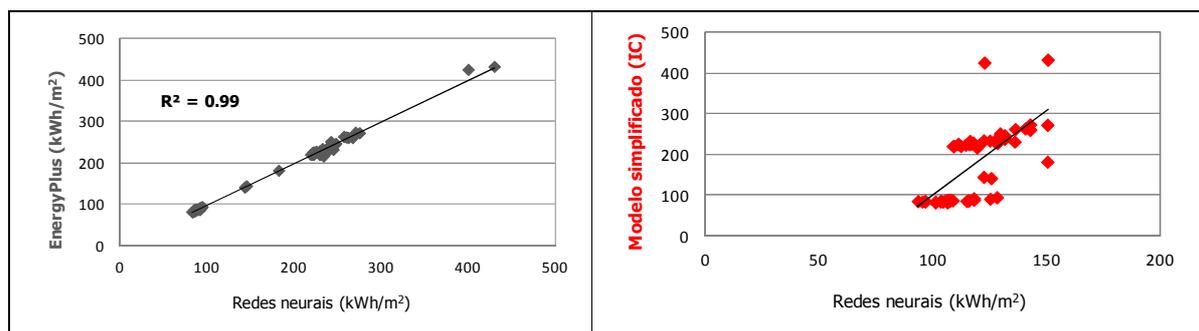


Figura 3 .Tipologías con área de proyección inferior o igual a  $500 \text{ m}^2$

Para las tipologías con área de proyección superior a  $500 \text{ m}^2$ , se verifica el mismo comportamiento observado anteriormente. Comparando los resultados del programa EnergyPlus con el método de redes neuronales, se observa, en la Redes neuronales (kWh/m<sup>2</sup>).

Figura 4, que los valores encontrados son semejantes. Sin embargo, al compararlos con el modelo simplificado, se encuentra una gran diferencia entre los resultados.



Redes neuronales (kWh/m<sup>2</sup>)

Redes neuronales (kWh/m<sup>2</sup>)

Figura 4. Tipologías con área de proyección superior a 500 m<sup>2</sup>

Un análisis del resultado del cálculo del promedio y de la desviación estándar de los errores para el método estadístico de redes neuronales permite observar que, para las tipologías con área de proyección inferior o igual a 500 m<sup>2</sup>, los valores encontrados fueron 2,3 kWh/m<sup>2</sup> y 4,7 kWh/m<sup>2</sup>, respectivamente; y para las tipologías con área de proyección superior a 500 m<sup>2</sup>, los valores encontrados fueron 0,7 kWh/m<sup>2</sup> y 5,1 kWh/m<sup>2</sup>, respectivamente. Se puede observar los valores en la Tabla 3.

Tabla 3. Aplicación del método estadístico de redes neuronales.

Características	Tipologías	
	Área de proyección ≤ 500 m <sup>2</sup>	Área de proyección > 500 m <sup>2</sup>
	NN	NN
R <sup>2</sup>	0,98	0,99
Promedio de errores (kWh/m <sup>2</sup> .ano)	2,3	0,7
Desviación estándar (kWh/m <sup>2</sup> .año)	4,7	5,1

Los valores del promedio de errores calculados muestran que la media puede ser próxima o distante en 4,7 kWh/m<sup>2</sup> para las tipologías con área de proyección inferior o igual a 500 m<sup>2</sup>; y 5,1 kWh/m<sup>2</sup> para las tipologías con área de proyección superior a 500 m<sup>2</sup>. Al observar los valores, se verifica que el método estadístico de redes neuronales logró representar con exactitud los resultados de consumo de energía obtenidos con el programa EnergyPlus.

Aunque se verifique que las unidades de los resultados del método de simulación ( $\text{kWh/m}^2$ ) y del modelo simplificado (IC) son diferentes, se puede concluir, en esta etapa, que el método estadístico de redes neuronales fue más eficiente para representar la interacción entre los datos de entrada y salida en comparación con el método de regresión lineal múltiple utilizado para desarrollar el modelo simplificado presente en el RTQ-C. El comportamiento del modelo simplificado ante las simulaciones realizadas por ordenador se explica con base en las mismas conclusiones observadas anteriormente: el modelo simplificado presenta resultado inexacto, y el método estadístico de regresión lineal múltiple adoptado para desarrollar el modelo simplificado fue incapaz de representar adecuadamente la relación entre los datos de entrada y el consumo de energía.

Al evaluar el  $R^2$  encontrado para el método de redes neuronales y el modelo simplificado, se observa que el valor encontrado es casi igual y que hay una correlación satisfactoria entre los casos reales y los resultados ecuacionados. Pero, una evaluación del promedio y desviación estándar de los errores para el método estadístico de redes neuronales, permite observar que este presenta una desviación estándar máxima de  $5,1 \text{ kWh/m}^2$  para las tipologías con área de proyección superior a  $500 \text{ m}^2$  y de  $4,7$  para las tipologías con área de proyección inferior o igual a  $500 \text{ m}^2$ . Por otra parte, para el modelo simplificado, se puede verificar la existencia de una gran diferencia entre los resultados de IC y  $\text{kWh/m}^2$ . Se observa que ambos métodos poseen el mismo valor de  $R^2$ , pero, al observar el orden de los residuos, se comprueba que los resultados del método estadístico de redes neuronales son inferiores respecto al promedio de errores y desviación estándar. Se debe señalar la importancia de evaluar el promedio y la desviación estándar de los errores entre el valor calculado y el observado antes de afirmar que el modelo encontrado presenta comportamiento satisfactorio.

### **Comparación entre las técnicas de muestreo aplicadas a los casos del RTQ-C**

La aplicación y los resultados obtenidos con la utilización del método estadístico de redes neuronales demuestra que el método logró representar los valores de consumo de energía calculados por simulación computacional para cada modelo simplificado (con base en el área de proyección de las tipologías). Teniendo en cuenta tales resultados, se optó por observar el comportamiento del método estadístico para el entrenamiento de todos los casos en una única ecuación.

Como resultado, se observó que, utilizando el método estadístico de la red neuronal, fue posible integrar todos los casos en una sola ecuación y encontrar un valor de  $R^2$ , el promedio de errores y la desviación estándar que consiguen representar el comportamiento de los casos generados por ambas técnicas de muestreo: cambio de un parámetro para cada nuevo caso y método Hipercubo Latino.

Para los casos generados por medio de la técnica de muestreo en que un sólo parámetro se modifica para cada nuevo caso, se observó que el  $R^2$  encontrado fue de 0,98. Al evaluar el promedio de los errores y la desviación estándar, se verifica nuevamente una diferencia mínima entre resultados calculados con el programa de simulación computacional y los resultados encontrados por la aplicación del método estadístico de redes neuronales. Para los casos generados por el método Hipercubo Latino, el valor de  $R^2$  encontrado fue 0,96. Los resultados obtenidos para el promedio de errores y la desviación estándar del error para este método fueron  $-0,2 \text{ kWh/m}^2$  y  $5,3 \text{ kWh/m}^2$ , respectivamente. Se puede observarlos en la Tabla 4.

Tabla 4. Aplicación de las técnicas de muestreo.

Características	Tipologías	
	Área de proyección $\leq 500 \text{ m}^2 + > 500 \text{ m}^2$	
	Un parámetro por caso	Hipercubo Latino
$R^2$	0,98	0,96
Promedio de errores ( $\text{kWh/m}^2$ )	-1,9	-0,2
Desviación estándar ( $\text{kWh/m}^2$ )	6,6	5,3

Evaluando los resultados encontrados para ambas técnicas de muestreo, se observa que tanto la técnica en que ocurre un sólo cambio de parámetro a cada nuevo caso como el MHL logró representar el consumo de energía obtenido a través de simulación computacional. Sin embargo, comparando los resultados, se verifica que la técnica de muestreo del método Hipercubo Latino consiguió representar mejor el comportamiento de las tipologías analizadas. Este método presentó un promedio de  $-0,2 \text{ kWh/m}^2$ , con una desviación de  $5,3 \text{ kWh/m}^2$  próxima o distante del promedio encontrado.

Además de permitir evaluar la influencia de la interacción de dos o más parámetros en el dato de salida de la edificación, el MHL también posibilita reducir el número de simulaciones necesarias sin interferir en la calidad de los resultados. Se observó que, incluso adoptando un número reducido de casos para desarrollar el modelo simplificado, este presentó los mejores resultados de promedio de los errores y desviación estándar.

El desarrollo de dos modelos simplificados para evaluar la eficiencia energética del envolvente de las edificaciones en el RTQ-C fue necesario, pues el método estadístico de regresión lineal no logró tener un comportamiento favorable para abarcar todas las tipologías en una sola ecuación. La aplicación del método estadístico de redes neuronales de acuerdo con el área de proyección de cada tipología consiguió representar mejor los resultados obtenidos con la simulación computacional.

### **Modelo simplificado basado en la nueva base de datos**

Para desarrollar el nuevo modelo, se consideró todas las tipologías (total de 3200 casos) y se adoptó el método estadístico de red neuronal. Fueron seleccionados 25% (800 casos) de los casos para proceder la validación de la red, 25% (800 casos) para verificar el desempeño de la red y el porcentual restante (1600 casos) para realizar el entrenamiento de la red.

Tras entrenar y validar la red neuronal, el programa generó un archivo de salida en formato .csv, que permitió analizar los casos que fueron seleccionados para la evaluación del desempeño de la red. Dicho archivo posibilitó comparar los valores de consumo ecuacionado ( $\text{kWh/m}^2$ ) por la red neuronal y el consumo simulado ( $\text{kWh/m}^2$ ) por el programa EnergyPlus. Con base en tales resultados, fue posible evaluar el promedio de errores de los resultados, la desviación estándar y el coeficiente de determinación y analizar por medio de un histograma la frecuencia en que ocurren los errores (simulado x ecuacionado).

Los resultados de promedio y desviación estándar de los errores para esos casos fueron  $-3,7 \text{ kWh/m}^2$  y  $8,7 \text{ kWh/m}^2$ , respectivamente. El valor del promedio de errores encontrado fue relativamente bajo, y el valor de la desviación estándar demuestra que los valores a partir de los cuales se obtuvo el promedio son  $8,7 \text{ kWh/m}^2$  próximos o distantes del resultado del promedio de  $-3,7 \text{ kWh/m}^2$ . El valor del coeficiente de determinación encontrado fue 0,89 y puede ser observado en la

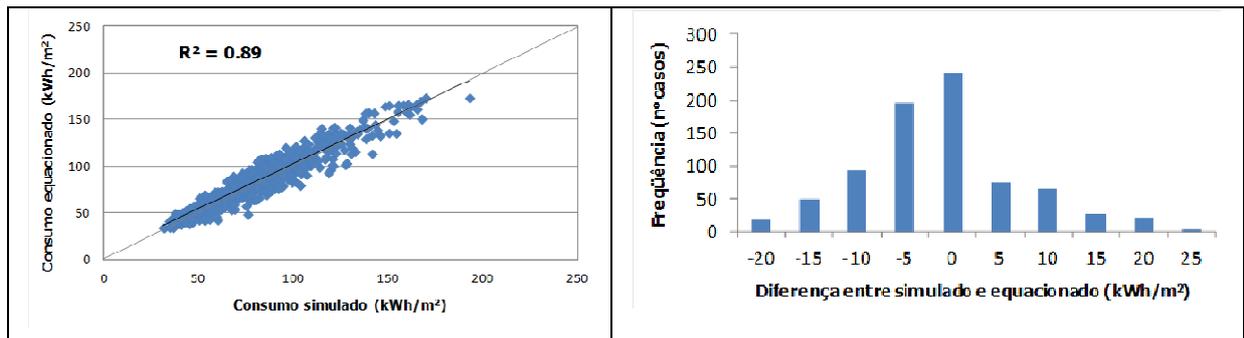
Consumo ecuacionado ( $\text{kWh/m}^2$ )

Frecuencia (nº casos)

Consumo simulado (kWh/m<sup>2</sup>)  
(kWh/m<sup>2</sup>)

Diferencia entre simulado y ecuacionado

Figura 5. Al evaluar los resultados encontrados por medio de un histograma, se verifica que 241 del total de 800 casos seleccionados para evaluar el desempeño de la red presentaron una diferencia entre el consumo simulado y el ecuacionado de -5 kWh/m<sup>2</sup> a 0 kWh/m<sup>2</sup>.



Consumo ecuacionado (kWh/m<sup>2</sup>)

Frecuencia (nº casos)

Consumo simulado (kWh/m<sup>2</sup>)  
(kWh/m<sup>2</sup>)

Diferencia entre simulado y ecuacionado

Figura 5. Coeficiente de determinación del nuevo modelo simplificado.

Entre los resultados para una diferencia de -10 kWh/m<sup>2</sup> y -5 kWh/m<sup>2</sup>, se encontró un total de 195 casos. Para la diferencia entre 0 y 10, un total de 140 casos. La mayor diferencia entre los casos simulados y ecuacionados, considerando todas las tipologías, está entre los límites de -10 kWh/m<sup>2</sup> a 10 kWh/m<sup>2</sup> (84% de los casos). Entre -5 kWh/m<sup>2</sup> y 5 kWh/m<sup>2</sup>, se encuentra un total de 64% de los casos.

Los resultados del valor obtenido para el coeficiente de determinación y del histograma con la diferencia entre el consumo simulado y ecuacionado muestran que el método estadístico de redes neuronales logró representar la interacción entre los datos de entrada y el dato de salida para el modelo, considerando todas las tipologías estudiadas.

### Validación del modelo

Los resultados de consumo de energía por m<sup>2</sup> de las tipologías consideradas para la evaluación de la exactitud del nuevo modelo simplificado fueron obtenidos a través del programa

EasyNN-Plus. El modelo desarrollado permanece almacenado en el programa y, con base en las características de la edificación bajo análisis, provee los resultados de consumo de energía por  $m^2$ . Los resultados pueden ser observados en la Tabla 5.

Tabla 5. Validación del modelo simplificado.

	Consumo ( $kWh/m^2$ )		Diferencia ( $kWh/m^2$ )
	EnergyPlus	Red neuronal	
Pequeña Edificación	182	168	14
Grande Edificación	95	102	-7
Edificación Vertical	46	55	-9
No convencional	58	49	9

Al calcular el consumo con la ayuda del programa informático EnergyPlus para el modelo que representa las Pequeñas Edificaciones, el resultado encontrado fue  $182 kWh/m^2$ . Sin embargo, evaluando el consumo a través del modelo simplificado desarrollado por medio de la utilización de redes neuronales, se obtuvo el valor de  $168 kWh/m^2$ . La diferencia encontrada entre el resultado simulado y el ecuacionado es de  $14 kWh/m^2$ .

El modelo que representa las Grandes Edificaciones resultó en un consumo de  $102 kWh/m^2$ . Al evaluar esta misma tipología a través del programa EnergyPlus, el valor encontrado fue  $95 kWh/m^2$ . La comparación del valor simulado con el ecuacionado presentó un valor de  $-7 kWh/m^2$ .

Comparando los resultados simulado y ecuacionado para la tipología que representa las Edificaciones Verticales, se observa que el resultado de simulación computacional fue  $46 kWh/m^2$  y el del modelo fue  $55 kWh/m^2$ , o sea, hay una diferencia de  $-9 kWh/m^2$  entre ellos.

Para la tipología con dimensiones no convencionales, el resultado encontrado a través del programa EnergyPlus fue  $58 kWh/m^2$ . La evaluación del consumo obtenido por medio de la aplicación del modelo simplificado presenta el valor de  $49 kWh/m^2$ . La diferencia encontrada entre el resultado simulado y el ecuacionado fue de  $9 kWh/m^2$ .

El análisis de los resultados encontrados muestra que el modelo simplificado logró representar con una diferencia inferior a  $15 kWh/m^2$  en comparación con el resultado de la simulación realizada por el programa EnergyPlus. Con base en los resultados encontrados, se puede concluir que cuanto más detallados son los datos de entrada y mayor es el número de

informaciones mejor será el aprendizaje de una red neuronal. Como el modelo considera todas las edificaciones y abarca desde las pequeñas hasta las grandes tipologías, es posible verificar que tal modelo presentó un aprendizaje mejor durante su desarrollo con la utilización del método estadístico de redes neuronales.

## CONCLUSIONES

El objetivo principal de este trabajo fue desarrollar un método para estimar el consumo de energía en edificaciones comerciales. El estudio señaló el modelo simplificado presente en el Reglamento Técnico de la Calidad del Nivel de Eficiencia Energética de Edificios Comerciales, de Servicios y Públicos.

Con base en los resultados, es posible llegar a las siguientes conclusiones:

- el método estadístico utilizado para desarrollar el modelo simplificado del RTQ-C no fue capaz de entender la influencia de los datos de entrada en el dato de salida, pero la aplicación del método estadístico de redes neuronales presentó resultados con poca diferencia en comparación con los resultados del programa EnergyPlus;
- la aplicación del método Hipercubo Latino reduce el número de casos que debe ser generado para determinado análisis en comparación con la técnica que altera un sólo parámetro por caso sin influir en la calidad de los resultados;
- la aplicación del método estadístico de redes neuronales permitió abarcar todas las tipologías con diferentes áreas de proyección de cobertura en una única ecuación;
- el desarrollo del nuevo modelo simplificado que considera todas las tipologías logró representar la interacción entre los datos de entrada y el dato de salida y presentó como resultado un promedio de errores de  $-3,7 \text{ kWh/m}^2$  y una desviación estándar de  $8,7 \text{ kWh/m}^2$ ; y
- el nuevo modelo simplificado que considera todas las edificaciones presentó una pequeña diferencia entre el consumo simulado y el ecuacionado para las tipologías que no fueron consideradas en su desarrollo, incluso para la tipología considerada como no existente.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ASHRAE, 2004. **ANSI/ASHRAE Standard 140-2004**: Standard Method of Test for the Evaluation of Building Energy Analysis Computer Programs. Atlanta, 2004.

BEZDEK, James C.; PAL, Sankar K. **Fuzzy models for pattern recognition: methods that search for structures in data.** New York: IEEE Press, 544p. 1992.

BRASIL. **Decreto n. 4.059, de 19 de dezembro de 2001.** Regulamenta a Lei no 10.295, de 17 de outubro de 2001, que dispõe sobre a Política Nacional de Conservação e Uso Racional de Energia, e dá outras providências. Brasília, DF, 2001a. Disponível em: <http://www.mme.gov.br/ministerio/legislacao/decretos/Decreto%20n%204.059-2001.htm> Acesso em: 24 de março de 2011.

\_\_\_\_\_. **Lei n. 10.295, de 17 de outubro de 2001.** Dispõe sobre a Política Nacional de Conservação e Uso Racional de Energia. Brasília, DF, 2001b. Disponível em: <http://www.inmetro.gov.br/qualidade/lei10295.pdf> Acesso em: 24 de março de 2011.

\_\_\_\_\_. Instituto Nacional de Metrologia, Normalização e Qualidade Industrial (INMETRO). **Portaria 163, de 08 de junho de 2009.** Regulamento Técnico da Qualidade do Nível de Eficiência Energética de Edifícios Comerciais, de Serviços e Públicos. Rio de Janeiro, 2009. Disponível em: <http://www.inmetro.gov.br/legislacao/rtac/pdf/RTAC001462.pdf> Acesso em: 01 março de 2011.

CARLO, J. **Desenvolvimento de metodologia de avaliação da eficiência energética do envoltório de edificações não-residenciais.** Tese de doutorado. Departamento de Engenharia Civil, UFSC, Florianópolis, 2008.

CARLO, J., LAMBERTS, R. 2010. Parameters and methods applied in the energy efficiency labelling regulation for buildings – part 1: prescriptive method (in Portuguese). **Revista Ambiente Construído**, v.10, n. 2, 7-26.

CDC. **Relation between EPC and actual energy use of office buildings**, ir. E.R. van den Ham, Climatic Design Consult in order by SenterNovem, 2004.

CRAWLEY, D. B. **Building performance simulation: A tool for policymaking.** (Tese de doutorado). Department of Mechanical Engineering, University of Strathclyde, Glasgow, 2008. 306 p.

DE WIT, S.; AUGENBROE, G. Analysis of uncertainty in building design evaluations and its implications. **Energy and Buildings**, v.34, n.9, p.951-958. 2002.

DOE – Department of Energy. Programa EnergyPlus - version 6.0. Available from: <http://apps1.eere.energy.gov/buildings/energyplus/> Accessed: 19 de outubro 2010.

EasyNN Plus. EasyNN-plus neural networks. Neural Planner Software, 2011.

MCKAY, M.D.; CONOVER, W. J.; BECKMAN, R. J. A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code. **Technometrics**, v.21, n.2, p.239-245. 1979.

MELO, A.P., CÓSTOLA, D.; LAMBERTS, R.; HENSEN, J. L. M. Capability and deficiency of the simplified model for energy calculation of commercial buildings in the Brazilian regulation. In: *Building Simulation*, 2011, Sydney. **Proceedings...**Sydney: IBPSA, 2011. p.902-909.

MELO, A.P., CÓSTOLA, D.; LAMBERTS, R.; HENSEN, J. L. M. Assessing the accuracy of a simplified building energy simulation model using BESTEST: The case study of Brazilian regulation. **Energy and Buildings**, v.45, n.0, p.219-228. 2012.

NEN 2916, Energy performance of non-residential buildings - Determination method (em holandês), NNI, Delft (The Netherlands),1994.

OLSSON, A.; SANDBERG, G.; DAHLBLOM, O. On Latin hypercube sampling for structural reliability analysis, **Structural Safety**, v. 25, n.1, p.47-68. 2003.

PÉREZ-LOMBARD, L., ORTIZ, J., GONZÁLEZ, R., MAESTRE, I. R. A review of benchmarking, rating and labelling concepts within the framework of building energy certification schemes. **Energy and Buildings**, v.41, n.3, p 272-278, 2009.

RISSO, V. F., RISSO, F. V. A., SCHIOZER, D. J. Aplicação da Técnica do Hiper cubo Latino na Análise de Risco de Campos de Petróleo. In: Rio Oil & Gas Expo and Conference, 2010, Rio de Janeiro. **Anais...**Rio de Janeiro: 2010. p.1-3

**RCCTE. Regulamento das Características do Comportamento Térmico dos Edifícios** (Regulation of the Buildings Thermal Behaviour Characteristics), Ministry of Public Works, Transportation and Communications, Decree-Law nº 80/2006 of April 4.

**RSECE. Regulamento dos Sistemas Energéticos e de Climatização de Edifícios** (Regulation of the Buildings Energetic Systems and Climatization), Ministry of Public Works, Transportation and Communications, Decree-Law nº 79/2006 of April 4.

SANTIL, O., G.; ITARD, L.; VISSCHER, H. The effect of occupancy and building characteristics on energy use for space and water heating in Dutch residential stock. **Energy and Buildings**, v.41, n.11, p.1223-1232. 2009.

SILVA, P., ALMEIDA, M., BRAGANÇA, L., MESQUITA, V. Methodology to enhance the Portuguese thermal regulation accuracy for existing buildings. In: *BUILDING SIMULATION*, 2009, Glasgow. **Proceedings...**Glasgow: IBPSA, 2009. p.2106-2113.

XU, C.; HE, H. S.; HU, Y.; CHANG, Y.; LI, X.; BU, R. Latin hypercube sampling and geostatistical modeling of spatial uncertainty in a spatially explicit forest landscape model simulation. **Ecological Modelling**, v.185, n.2-4, p.255-269. 2005.