

UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA ANÁLISE DO CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA EM EDIFICAÇÕES RESIDENCIAIS

Léa Cristina Lucas de Souza (1); Paula Roberta Pizarro (2)

(1) e (2) Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Arquitetura Artes e Comunicação,
Departamento de Arquitetura, Urbanismo e Paisagismo, Av. Engº Luiz Edmundo Carrijo Coube
s/nº, Bauru-SP, fone/fax: 221-6059
e-mail:leacrist@faac.unesp.br

RESUMO

Este trabalho propõe a utilização de Redes Neurais Artificiais (RNA) para análise energética de edificações residenciais, considerando a influência da orientação no consumo de energia elétrica. Para a aplicação aqui proposta tem-se como variáveis de modelagem a orientação do edifício, altura do pavimento, número de moradores, idade do morador e número de equipamentos. Os resultados apontaram que, apesar da boa performance da RNAs, a sua aplicação deve ser cautelosa, devido a oscilação no grau de importância relativa apresentada pelas variáveis. Por outro lado, foi possível identificar que uma variação no ângulo de inclinação da orientação pode representar um aumento de consumo de energia elétrica de até 83% no inverno e 6% no verão.

Palavras-chave: conforto ambiental, redes neurais artificiais, consumo de energia, eficiência energética

ABSTRACT

This paper suggests the application of Artificial Neural Networks (ANN) on analyzing energetic aspects of residential buildings, considering the influence of orientation on the electrical energy consumption. For this application the variables considered in the model were: building orientation, floor of the apartment, number of inhabitants per apartment, mean age of the inhabitants and number of electrical appliances. Although the ANNs performed good results, one should take care in applying them, due to the fact that the variables showed changeable weights in the models simulated. On the other hand, it was possible to identify that a variation on the angle of orientation can cause an increase of electrical energy consumption up to 83% in winter and 6% in summer.

Keywords: environmental comfort, artificial neural network, energy consumption, energy efficiency

1. INTRODUÇÃO

Num momento em que a crise energética é um dos principais focos de preocupação nacional, parece evidente a necessidade de serem realmente implantadas medidas de economia desde a fase de concepção de projetos arquitetônicos, sejam eles para fins residenciais, comerciais, industriais ou de serviços. No caso específico de edifícios residenciais, apesar de responsáveis por grande parte da energia nacional consumida, ainda hoje estão sendo aprovadas construções com tipologias que tendem a ignorar este fato. Dentre as tipologias arquitetônicas para edifícios residenciais, os conjuntos habitacionais

vêm

há

décadas sendo adotados, indiscriminadamente, como solução habitacional, independente de seu desempenho. No entanto é fato conhecido que em grande parte dos conjuntos habitacionais são implantadas unidades residenciais com diferentes orientações, sem ser levada em conta a importância desta solução no consumo de energia elétrica.

Nesta pesquisa, busca-se estudar a relação entre orientação do edifício e consumo de energia elétrica, utilizando-se como método para análise quantitativa as Redes Neurais Artificiais (ARN). Procura-se com isso identificar não só as orientações mais eficientes em termos de energia elétrica, como também avaliar a utilização da metodologia da RNAs para este tipo de abordagem.

Para esta verificação adota-se como área de estudo a cidade de Bauru (SP), estabelecendo-se como elemento de investigação o Conjunto Habitacional Parque das Camélias e as diferentes orientações de suas unidades habitacionais.

2. DESCRIÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

As características da cidade de Bauru, mais significativas para esta pesquisa, são: a localização a 286km de SP (centro-oeste paulista); a latitude entre 21°15'S a 21°50'S; a longitude entre 49°00'W a 49°10'W; a altitude variando de 500 a 630m acima do nível do mar; o número de habitantes de 303.728; a área urbana de 120 km²; topografia suave, com colinas e vales.

Das características climáticas regionais que exercem influência sobre o desempenho energético do conjunto habitacional estudado, destacam-se: o clima subtropical de altitude com 2 estações, quente e úmido no verão e seco no inverno; temperatura apresentando grandes amplitudes térmicas diárias, com maior temperatura média de 23,9°C (fevereiro) e menor temperatura média de 12,7°C (julho); maior umidade relativa média de 75% (fevereiro) e menor umidade relativa média de 57% (agosto); precipitação total anual de 1300mm; insolação de 7,7 horas diárias (abril); nebulosidade com menores valores em maio e agosto; ventos predominantes de sudeste e leste (velocidade média de 3m/s) com variações (12 horas: sudeste e leste; 18 horas: norte; noite: calmaria).

O Parque das Camélias conta com 720 unidades habitacionais distribuídas em 46 blocos. Estes blocos possuem diferenças entre si, não só em orientação ao norte, mas também na planta baixa dos apartamentos. Ao todo são 5 tipos de apartamentos variando suas áreas de 45 a 62 m², apresentando ângulos de orientação em relação ao norte de 30, 80 e 125°(em sentido horário).

3. METODOLOGIA DE LEVANTAMENTO E DE ANÁLISE DOS DADOS

Neste tópico são descritos os métodos empregados tanto para levantamento, quanto para análise dos dados, tendo como objetivo o emprego das redes neurais para análise de dados de consumo de energia.

3.1 Metodologia empregada para levantamento dos dados

Para levantamento de dados sobre o consumo de energia elétrica no Conjunto Camélias, um questionário foi elaborado. Este questionário é dividido em 4 partes, constando dos seguintes tópicos:

- Dados gerais de Identificação : área de estudo; número do apartamento; número do andar onde se localiza o apartamento; número de moradores; idade de cada morador;
- Equipamentos Existentes: número de equipamentos em cada apartamento; horas diárias de uso; período do dia. Dentre os equipamentos citados estão: televisão, vídeo-cassete, chuveiro, geladeira, freezer, aparelho de som, microcomputador, microondas, aquecedor, máquina de lavar roupas, máquina de lavar louça, ferro de passar, outros.
- Indicação se alguns dos equipamentos citados foram adquiridos no período de dezembro de 1998 a novembro de 1999. Se a resposta for positiva, indicação de quais são os aparelhos e em que mês foram adquiridos;
- Consumo Propriamente Dito, obtido pela conta mensal de luz , coletado dos meses de janeiro de 1999 a dezembro de 1999, especificando o consumo em kWh e transformado pelo pesquisador em kWh/m².

Das 720 unidades habitacionais existentes no Conjunto Camélias, 35 responderam ao questionário, equivalendo a um índice de resposta próximo de 5%.

3.2 Metodologia das Redes Neurais Artificiais (RNAs)

De acordo com BRONDINO & SILVA (1999), Redes Neurais Artificiais (RNA) atingiram bons resultados em muitos campos para os quais foram aplicadas. Vários são os estudos efetuados nas mais diversas áreas de aplicação, como a educação (HARDGRAVE et al., 1994; FLITMAN, 1997), a engenharia de transportes (DIA & ROSE, 1995; BIELLI & REVERBERI, 1996; MUSSONI et al., 1996) e a medicina (SALCHENBERGER et al., 1997), e que tem relatado o melhor desempenho deste método em relação aos modelos matemáticos convencionais.. Uma Rede Neural Artificial (ANN - do inglês, Artificial Neural Network) é baseada na estrutura biológica do cérebro humano através de uma analogia com o funcionamento dos neurônios e tem como objetivo fornecer subsídios para que o computador "pense" sozinho e, a partir de um conjunto de situações conhecidas, tome determinadas decisões.

Assim sendo, para este estudo, no intuito de se definir o grau de importância de cada uma das variáveis, bem como a utilização do melhor modelo de consumo para atingir resultados satisfatórios, empregou-se um programa de Redes Neurais Artificiais (RNA): EasyNN.

Construído o conjunto de dados, este foi dividido, de forma aleatória, em três grupos distintos, destinados para cada uma das três fases da aplicação com Redes Neurais Artificiais, ou seja, treinamento (50% dos dados), validação e teste (25% dos dados em cada). Estas etapas foram efetuadas tanto para o consumo de energia elétrica total, como para o consumo por metro quadrado. Para cada um destes consumos a divisão foi feita três vezes, gerando três grupos distintos de dados. Desta forma, gerou-se três valores de erro para cada topologia, que se referiam às diferenças entre os valores observados e aqueles estimados com a rede neural treinada. O próximo passo constou de calcular a média destes erros. Assim, o valor mínimo para esta média conduziu à melhor topologia, ou seja, à configuração de rede que forneceria estimativas mais próximas ao valor real. Além da média dos valores dos erros, os valores do R^2 , obtidos da mesma maneira que para os modelos de regressão, também foram utilizados para verificar a adequabilidade do modelo escolhido.

Escolhida a melhor configuração de rede, a relevância de cada variável no modelo foi avaliada de forma a serem retiradas variáveis com percentuais de representação iguais ou menores a 5%. No caso da retirada de uma variável do modelo, os dados eram novamente simulados para obtenção de uma nova topologia. Foram construídos três conjuntos de dados de inverno e três conjuntos de dados de verão, tanto para dados de saída relativos ao consumo mensal total, quanto para dados de saída relativos ao consumo mensal por metro-quadrado.

Diferentemente das regressões lineares, as redes neurais não resultam em expressão matemática de previsão dos dados, mas permitem calcular valores previstos através da sua aprendizagem e identificação dos padrões existentes nos dados, gerando um modelo interno de previsão.

4. RESULTADOS E ANÁLISE

As médias dos dados levantados são apresentados na Tabela 1 e foi verificado que a média mensal de consumo de energia elétrica para o Conjunto Camélias é de 215 kWh. Existe uma pequena diferença entre o consumo de inverno e o de verão, com tendência ao consumo de inverno ser cerca de 4% maior que o de verão.

Os resultados apresentados nas Tabelas 2 e 3 indicam a comparação entre os dados reais e aqueles previstos pelo modelo criado no Easy-NN. Nestas tabelas é possível observar os erros relativos existentes entre os valores previstos através das Redes Neurais Artificiais e aqueles medidos, além dos coeficientes de determinação também resultantes da comparação entre os dados reais e os estimados. Dos resultados apresentados, aqueles que indicaram maiores valores de R^2 e menor erro relativo foram selecionados para análise e verificação da importância de cada variável. Assim, para o consumo total no inverno foi selecionado o conjunto 3, para consumo total no verão, o conjunto 2, para o consumo/ m^2 no inverno, o conjunto 1 e para o consumo/ m^2 no verão, o conjunto 3. A Tabela 4 apresenta a relevância de cada variável nestes conjuntos de dados, sendo apresentadas em ordem crescente de relevância.

Tabela 1 – Dados Médios Levantados

Variáveis	Médias	Máximas	Mínimas
Consumo mensal verão kWh	210,84	394	51
Consumo mensal inverno kWh	219,23	474	50
Consumo mensal verão kW/m ²	3,91	9,04	0,86
Consumo mensal inverno kW/m ²	4,06	10,88	0,86
Nº de moradores/unidade	2,08	5	1
Nº equipamentos/unidade	11,31	19	6
Nº do pavimento	-	4	1
Orientação	-	125	30
Idade Média	36,5	60	1

Tabela 2 – Resultados de simulação para o consumo total mensal

Período	Conjunto de Dados	Erro Relativo Médio(kWh)	R ²
Inverno	1	23,28	0,70
	2	19,82	0,64
	3	15,41	0,78
Verão	1	12,14	0,83
	2	10,43	0,86
	3	10,58	0,81

Tabela 3 – Resultados de simulação para o consumo/m² no inverno

Período	Conjunto de Dados	Erro Relativo Médio (kWh)	R ²
Inverno	1	14,30	0,73
	2	15,37	0,55
	3	21,53	0,70
Verão	1	11,96	0,76
	2	14,19	0,72
	3	12,13	0,84

Tabela 4 - Relevância das variáveis para as melhores simulações, em %

TOTAL INVERNO		TOTAL VERÃO		cons/m ² INVERNO		cons/m ² VERÃO	
Freezer	0,12	Pavimento	0,09	chuveiro	0,09	freezer	0,07
Chuveiro	0,13	Chuveiro	0,12	freezer	0,14	pavimento	0,09
Pavimento	0,14	Freezer	0,13	pavimento	0,15	orientação	0,13
Orientação	0,18	nº de pessoas	0,17	idade média	0,19	chuveiro	0,16
idade média	0,18	Orientação	0,18	orientação	0,20	idade média	0,27
nº de pessoas	0,25	idade média	0,31	nº de pessoas	0,23	nº de pessoas	0,29

Como pode ser verificado na Tabela 4, a orientação apresenta uma variação de importância em relação aos demais fatores, porém se mantendo como uma das principais variáveis em todos os casos. Para todas as simulações sua importância é maior do que a contribuição da quantidade de freezers, tendendo a ser maior do que a importância do próprio chuveiro elétrico. Chama-se aqui a atenção para o fato de que não foi considerado o número de geladeiras no modelo, porque para as unidades estudadas este número não apresentava variação.

Para os meses de verão e inverno, em relação ao consumo total, a orientação apresenta contribuição de igual peso, equivalendo a 18% em ambos os casos. Esta contribuição é ainda maior se considerada uma análise de consumo por metro-quadrado no inverno, alcançando 20% de relevância. O menor valor encontrado para a orientação refere-se ao consumo/m² no verão, para o qual sua contribuição é de 13%. De uma forma geral, a orientação contribui em média com 17% no consumo de energia elétrica, quando considerados os parâmetros aqui levantados.

Para uma verificação da influência de cada orientação no consumo de energia elétrica foram efetuados testes de sensibilidade, adotando-se parâmetros médios para as variáveis do modelo gerado pela rede neural treinada. Os parâmetros médios considerados foram: 3 moradores por unidade, 2 chuveiros, idade média de 36 anos, 1 freezer e 2º pavimento. Simulando-se quais seriam as diferenças de consumo para as diversas orientações, levando-se em conta as melhores Redes Neurais treinadas, os resultados encontrados são apresentados nas Figuras 1 e 2.

Entre os 4 modelos, as maiores diferenças ocorrem para aqueles que simulam dados de inverno. No verão uma análise pelo comportamento da curva de kWh/m² seria semelhante àquela baseada na curva de consumo total, porém o mesmo não acontece no inverno.

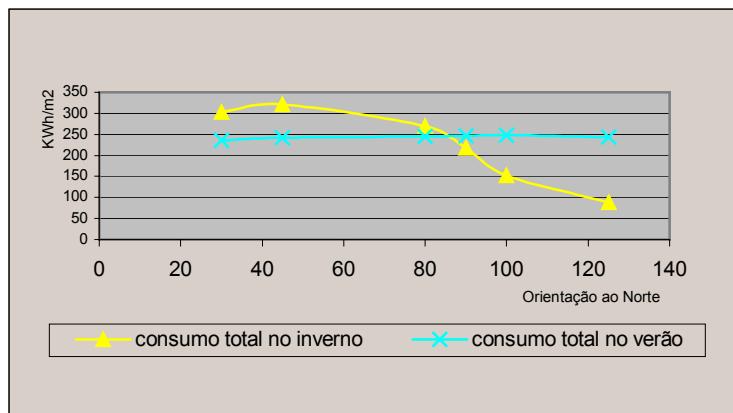


Figura 1 – Gráfico do Consumo Total com variáveis médias em função da orientação

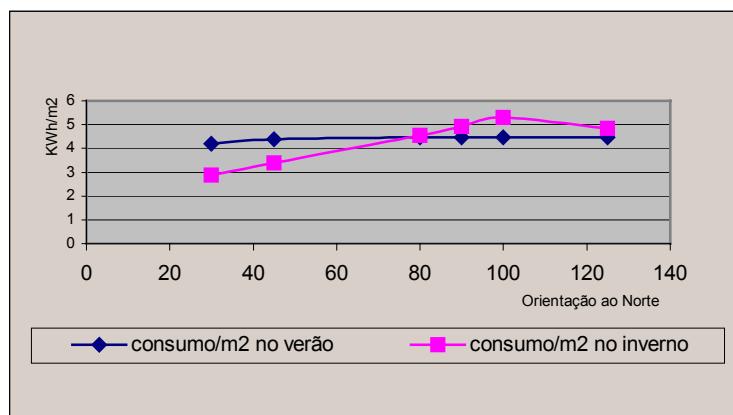


Figura 2 – Gráfico do Consumo /m² com variáveis médias em função da orientação

Na Figura 1, observando-se as curvas de consumo total, pode-se afirmar que existe uma diferença importante entre o inverno e o verão. Por um lado, o consumo total de verão tende a ser equilibrado para todas as orientações, por outro lado, para o inverno a alteração na orientação demonstra que há influência direta no consumo de energia elétrica. No entanto, como parâmetro para projeto, é necessária uma análise em relação a área da unidade habitacional, uma vez que esta pode efetivamente ser rebatida em diretriz arquitetônica. Portanto, o consumo/m² apontado na Figura 2 seria o parâmetro mais apropriado, sob pena de haver uma interpretação imprópria se considerado o consumo total, uma vez que a diferença angular não garante a igualdade na área da unidade, podendo gerar distorções nas conclusões.

Neste caso a curva que simula o consumo de inverno/m² indica que o ângulo responsável pelo maior consumo corresponde a unidades habitacionais com fachadas próximas a orientação de 100º ao Norte.

Acima desta angulação já se configura como uma diminuição no consumo de energia elétrica por metro-quadrado. O ângulo de 30º ao Norte representou o menor consumidor. Mesmo para a curva de verão, que se mantém praticamente constante para todos os ângulos, a inclinação de 30º equivale ao menor consumo. O aumento encontrado entre unidades voltadas a 30º e a 100º representa cerca de 83% para o consumo/m² no inverno e apenas 6% no verão.

Chama-se a atenção que, como as unidades que geraram o modelo interno das redes neurais tem uma variação de ângulos de 30 a 125º, não é prudente simular resultados para ângulos fora desta faixa. As Redes Neurais Artificiais se adequam bem para interpolações, não para extrapolações.

Considerando-se a inclinação de 30º como o menor consumidor e a de 100º o maior consumidor, foram feitas simulações com estes valores e aqueles médios iniciais, alterando-se apenas o pavimento da unidade habitacional. Estes resultados são apresentados nas Figuras 3 e 4. Para estes resultados também é possível observar que o pavimento em que se encontra a unidade habitacional importa mais para o inverno do que para o verão, uma vez que uma inclinação acentuada da curva no inverno pode ser observada tanto para a simulação com orientação de 30º, como para a simulação com inclinação de 100º ao Norte. No entanto, pela mesma inclinação, esta alteração de pavimentos tem mais importância, quando se trata de orientação a 30º. Para a curva representativa do verão, a inclinação é praticamente nula.

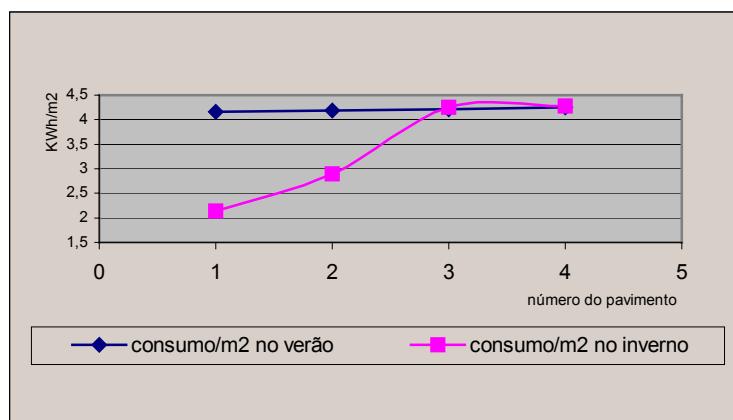


Figura 3 – Gráfico do Consumo /m² para orientação 30º, alterando o pavimento

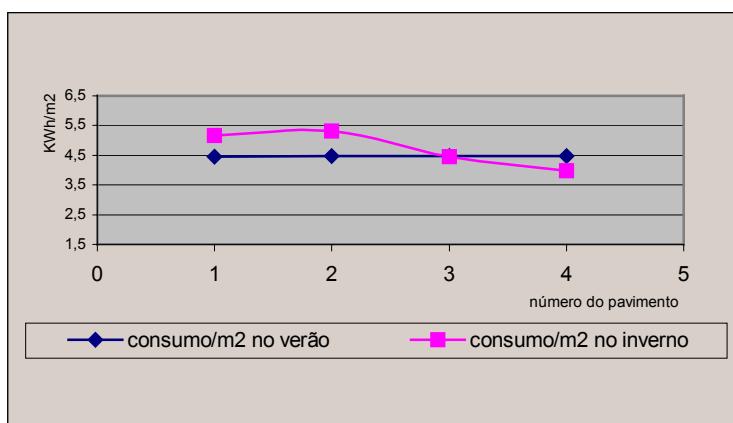


Figura 4 - Gráfico do Consumo /m² para orientação 100º, alterando o pavimento

A curva está indicando que, no inverno, para apartamentos implantados sob o ângulo de menor consumo (30º) existe uma tendência em aumentar o consumo, à medida em que este se aproxima da cobertura. Assim os apartamentos do 3º e 4º pavimentos a 30º ficam sujeitos a condições de maior ventilação e radiação solar, de forma que a influência conjunta destas condicionantes acaba gerando maior consumo.

No caso de apartamentos sob o ângulo de 100º esta situação se inverte, uma vez que os 3º e 4º pavimentos apresentam os menores consumos de inverno. Como estes apartamentos a 100º estão sujeitos a raios solares mais diretos, acredita-se que a maior exposição à ventilação, proporcionada

pelo aumento em altura, acaba resultando em característica vantajosa para a diminuição do consumo de energia no inverno. O aumento encontrado para unidades voltadas a 30° entre o 1º pavimento e 4º pavimento é de 2% no verão e 99% no inverno, enquanto para unidades voltadas a 100° este aumento é de 0,2% no verão e 77% no inverno.

Além disso foi verificado, para o mesmo conjunto de dados de consumo/m² e as variáveis médias, a relevância da idade média dos moradores. Estes resultados são apresentados nas Figuras 5 e 6. A idade influí mais para apartamentos voltados a 30° do que para aqueles a 100°. De uma forma geral, no verão, com exceção de menores de 25 anos, existe uma pequena tendência ao menor consumo para idosos. Esta tendência, no entanto, é mais acentuada para o inverno. No caso de unidade a 30° a idade média de 65 tende a consumir 275% menos energia do que moradores na faixa de 20 anos.

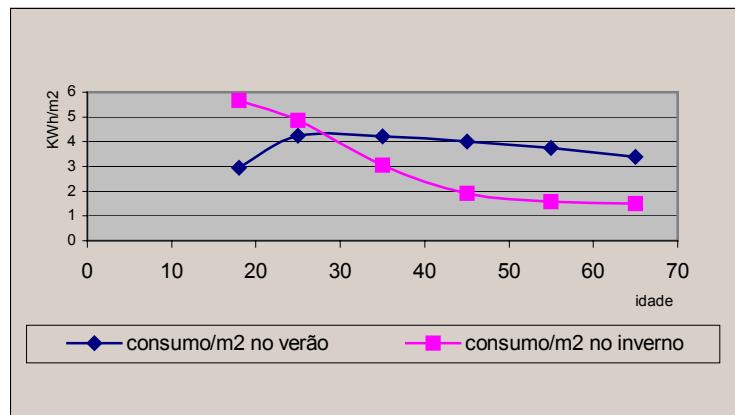


Figura 5 – Gráfico do Consumo /m² para orientação 30°, alterando a idade

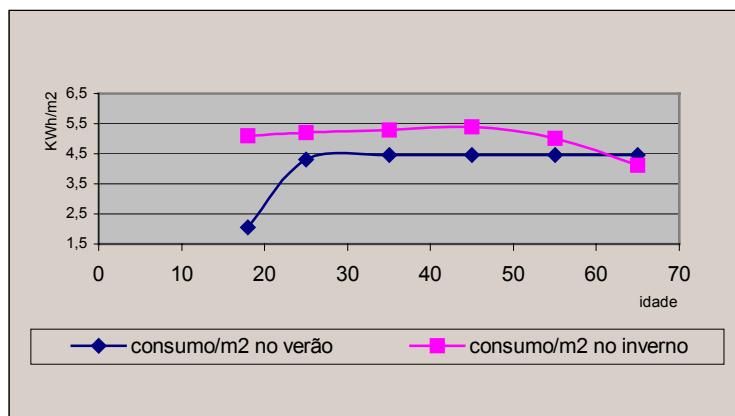


Figura 6 – Gráfico do Consumo /m² para orientação 100°, alterando a idade

O mesmo tipo de análise para o número de pessoas resultou em um aumento do consumo de energia, no verão de 22% e no inverno de 302% para unidades voltadas a 100°, e de 421% no verão e de 235% no inverno para unidades voltadas a 30°, quando se aumentou de 1 para 5 moradores. Isto indica que para as unidades voltadas a 100° o número de pessoas influí mais no inverno do que no verão, enquanto para as unidades voltadas a 30° uma alteração no número de pessoas é significativa em qualquer período.

5. CONCLUSÕES

Quanto à técnica de Redes Neurais Artificiais empregada, revelou-se como uma ferramenta valiosa para o tipo de análise aqui proposta, pois resultou em identificação de padrões que talvez não fossem possíveis de serem identificados com a rapidez e precisão obtidas, devido ao número de variáveis envolvidas. No entanto, cabe ressaltar que ainda apresenta limitações, uma vez que só podem ser feitas previsões com as redes neurais treinadas dentro dos limites máximos e mínimos das variáveis envolvidas. Neste caso, parece ser adequado que novas pesquisas procurem estudar edificações de

mesma tipologia, que complementem as inclinações aqui estudadas e possam ser retiradas respostas mais abrangentes.

O resultado da pesquisa em si demonstra o quanto a orientação de unidades habitacionais do Conjunto Camélias configurou-se como uma variável de grande importância para o consumo de energia elétrica. Para as médias dos parâmetros estudados, uma variação no ângulo de inclinação pode representar um aumento de consumo de energia elétrica de até 83% no inverno e 6% no verão.

Este dado torna-se um valioso instrumento para o arquiteto, pois representa um índice que pode determinar a implantação adequada das edificações. Se por um lado, o fato de fachadas voltadas a Leste e Oeste serem as que mais consomem não é novidade, por outro, a quantificação desta influência é uma das grandes colaborações desta pesquisa. Acredita-se que esta quantificação possa servir como argumento para que prefeituras e órgãos responsáveis por aprovações de projetos possam criar instrumentos mais eficazes no sentido de combater o consumo causado pela implantação inadequada de edificações.

A tipologia de conjuntos habitacionais, com implantação indiscriminada de edifícios, sem uma preocupação com a orientação menos consumidora, é uma realidade que não é específica da região de Bauru, mas de muitos municípios brasileiros. Ao mesmo tempo, esta atitude demonstra a falta de consciência dos profissionais ligados a área da construção civil, no que diz respeito ao seu papel como colaborador na manutenção da qualidade de vida urbana. Em um momento em que a crise de energia é uma dos principais problemas enfrentados pelo país, parece incoerente que ainda possam ser aprovados projetos que estão tecnicamente comprovados como grandes consumidores de energia elétrica.

Aliado a isto, soma-se a falta de conhecimento do próprio usuário, que como consumidor do produto (no caso a edificação), muitas vezes não é informado de todas as consequências que estão envolvidas na utilização daquele espaço.

A carência de moradias no Brasil parece não justificar as falhas com relação ao meio-ambiente. Pelo contrário, deveria ser este um dos principais objetivos a serem atendidos, uma vez que envolve consequências futuras e muitas vezes irremediáveis.

Além dos objetivos principais alcançados, algumas respostas secundárias obtidas foram interessantes, demonstrando a influência da própria idade do usuário no consumo de energia elétrica. No caso, foi verificado que pessoas mais idosas tendem a um consumo menor de energia elétrica.

Todos os resultados encontrados podem colaborar não só para uma adequação de projetos arquitetônicos futuros, mas também para uma política de taxação mais apropriada com relação ao consumo de energia elétrica e com relação ao próprio imóvel.

Por último, parece ainda apropriado que projetos futuros procurem ampliar estes estudos para outras áreas da cidade, primordialmente aquelas voltadas para habitação social, uma vez que o setor residencial demonstrou um grande crescimento no consumo energético. Neste caso, além da pesquisa de consumo energético em si, poderiam ser elaborados trabalhos de conscientização dos usuários, a partir da divulgação dos resultados encontrados.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- MASCARÓ, J, MASCARÓ, L. (1992) Incidência das variáveis projetivas e de construção no consumo energético dos edifícios, Porto Alegre, Sagra D.C.-Luzzatto.
- SOUZA, L.C.L, MONTANARI, E (1999) Architecture and energy consumption: the study of two residential buildings in Bauru, SP, Brazil. In: Proc. of the PLEA 99 Conference, Brisbane - Australia, p. 295-300.
- BRONDINO, N. C. M, SILVA, A. N. R. (1999) Combining Artificial Neural Networks and GIS for land valuation purposes. In: Proc. 6th International Conference on Computers in Urban Planning and Urban Management, Venice – Italy. (in CD-ROM).
- SALCHENBERGER, L, VENTA, E.R., VENTA, L.A. (1997). Using Neural Networks to Aid the Diagnosis of Best Implant Rupture, Computers & Operations Research 24, p. 435-444.

- DIA, H, ROSE, G. (1995). Development of Artificial Neural Network Models for Automated Detection of Freeway Incidents, Proc. 7th World Conference on Transport Research, Sydney – Australia , p. 1-21.
- BIELLI, M., REVERBERI, P. (1996) New Operations Research and Artificial Intelligence Approaches to Traffic Engineering Problems, European Journal of Operational Research 92, p. 550-572.
- MUSSONI, L., RINELLI, S., REITANI, G. (1996) Estimating the Accident Probability of a Vehicular Flow by Means of an Artificial Neural Network, Environment and Planning B: Planning and Design 23, p. 667-676.
- HARDGRAVE, B.C, WILSON, R.L., WALSTROM, R.A. (1994) Predicting Graduate Students Success: A Comparison of Neural Networks and Traditional Techniques, Computers & Operations Research 21, p.249-263.
- FLITMAN, A.M. (1997) Towards Analyzing Student Failures: Neural Networks Compared with Regression Analysis and Multiple Discriminant Analysis, Computers & Operations Research 24, p. 367-377.

7. AGRADECIMENTOS

À FAPESP – Fundação para o Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo e a FUNDUNESP – Fundação para o Desenvolvimento da UNESP, pelo auxílio concedido.

