

## O EMPREGO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA AVALIAÇÃO DE BENS

JACKSON CARVALHO GUEDES

Eng. Civil, M.Sc. Eng.<sup>a</sup>. Produção

PETROBRAS - Serviço de Engenharia

Rua Gen. Canabarro n° 500, 8° andar, Maracanã, Rio de Janeiro, RJ, CEP 20271-900

**Resumo.** Este trabalho apresenta, de forma resumida, os fundamentos de inteligência artificial e redes neurais. Compara também os resultados de uma avaliação, onde o tratamento dos dados foi feito usando-se a análise de regressão linear e um programa de redes neurais.

**Abstract.** This paper presents the fundaments of artificial intelligence and neural networks. It also compares the performance of linear regression analysis and neural networks in a data treatment to perform an appraisal.

### 1. INTRODUÇÃO

A avaliação de bens pode utilizar técnicas tão imediatas como o simples ajustamento de curvas até metodologias mais sofisticadas como a regressão múltipla.

Aliás, o emprego da análise de regressão linear, que representou um grande avanço no estado da arte da Engenharia de Avaliações, tem se popularizado entre os avaliadores; os softwares voltados para o assunto se multiplicam e são comercializados a preços mais acessíveis, os microcomputadores, cada vez mais velozes e com maior capacidade de processamento e armazenamento, são encontrados nos lares, onde as crianças os manipulam com intimidade; já não se admite um pequeno escritório sem tal equipamento.

Certamente estavam enganados os avaliadores que, há menos de uma década, argumentavam que o uso da análise de regressão ficaria restrito às grandes empresas ou aos departamentos de avaliação das companhias estatais, que seriam as únicas entidades com capacidade financeira para possuírem computadores.

Equívocos também estavam os que temiam que a Engenharia de Avaliações seria tomada pelos estatísticos e informatas, ficando o engenheiro relegado a segundo plano, quando os resultados das avaliações saíam da máquina, automaticamente.

Mas seria a análise de regressão linear o limite da técnica avaliatória ou a ferramenta que representa o que há de mais moderno no estado da arte da Engenharia de Avaliações?

Os especialistas em computação e em desenvolvimento tecnológico afirmam que, nos próximos anos, as técnicas de programação em inteligência artificial invadirão todas as áreas da tecnologia de computadores,

e na verdade isso já começou. Na indústria de computadores, na prospecção de petróleo e minerais, na

medicina, na área militar e na Engenharia de Avaliações os sistemas de inteligência artificial tomam seu espaço. Os termos próprios desse campo do conhecimento, como redes neurais e sistemas especialistas não são mais estranhos na engenharia, nas finanças ou na indústria.

O objetivo deste trabalho é apresentar, resumidamente, os conceitos de inteligência artificial e de redes neurais e comparar as estimativas obtidas com uma aplicação da análise de regressão linear com as estimativas obtidas pela aplicação de redes neurais.

Após a aplicação numérica pretende-se discutir os resultados, analisar os possíveis testes de validade das saídas do novo método computacional e suas consequências nas normas brasileiras de avaliações.

### 2. FUNDAMENTO DOS MÉTODOS

#### Análise de regressão linear

Em poucas palavras, na avaliação empregando a análise de regressão linear o objetivo é encontrar uma relação funcional entre as mudanças no valor e o fator ou fatores dos quais o valor depende.

A análise de regressão linear conduz a um modelo estatístico que descreve o relacionamento da variável dependente, ou seja, do valor do bem, com as variáveis independentes, quais sejam, aquelas que influenciam na formação do valor.

O modelo obtido via análise de regressão, além de permitir a predição do valor do bem a avaliar, fornece elementos para entender quais os atributos influenciam na formação desse valor, de que forma e com que peso.

O modelo estatístico apresenta-se, em geral, na seguinte forma:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + u,$$

$$\text{e é estimado por: } Y_{\text{est}} = B_0 + B_1 X_1 + \dots + B_k X_k$$

onde  $Y_{est}$ , denominada variável dependente, nos trabalhos específicos de avaliação pode representar o valor unitário ou total do bem em estudo, as variáveis  $X_i$  representam os atributos formadores dos valores e os  $B_i$ , estimadores dos parâmetros  $\beta_i$ , denominados coeficientes da regressão ou regressores, representam o peso que as variáveis explicativas têm na formação do valor.

Existem vários métodos para a estimação dos parâmetros de uma regressão, porém o Método dos Mínimos Quadrados é o mais utilizado. Conforme o método adotado, algumas hipóteses básicas precisam ser obedecidas para que se obtenha o melhor estimador linear não tendencioso e alguns testes de validade do modelo são exigidos pela Norma para Avaliação de Imóveis Urbanos - NBR - 5676, dependendo o rigor da avaliação do atingimento de padrões determinados.

### Inteligência artificial

A inteligência artificial é, em termos singelos, uma maneira de se fazer o computador pensar inteligentemente, isto é, que ele execute um programa pensante ou inteligente.

Os programas comuns de computador só podem fornecer respostas aos problemas para os quais estão especificamente programados. Quando necessitam de modificações para agregar novas informações outras partes podem ser afetadas de maneira desfavorável, necessitando alterações, muitas das vezes, significativas.

Os programas com inteligência artificial, à semelhança da mente humana, podem incorporar novos conhecimentos sem desestruturar os fatos armazenados anteriormente.

### Redes neurais

O cérebro humano é constituído por bilhões de células chamadas neurônios. Cada uma dessas células é como um pequeno computador com capacidades extremamente limitadas, entretanto, quando conectadas entre si, formam o mais inteligente sistema conhecido.

Redes neurais são uma nova classe de sistemas computacionais formados por centenas ou milhares de neurônios artificiais conectados entre si, de maneira similar ao que ocorre no cérebro humano.

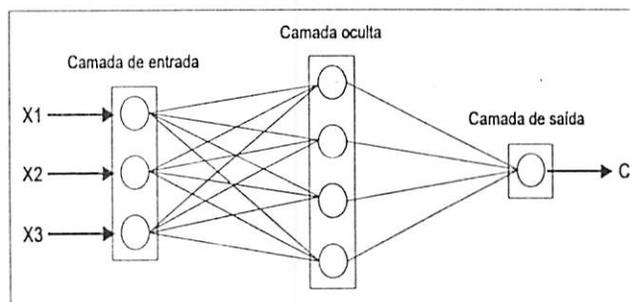
Pode-se treinar as redes neurais apresentando-se a elas fatos, isto é, pares de dados de entrada e saída, permitindo a elas fazerem associações, descobrindo assim a existência de algum padrão de comportamento.

O programa utilizado nesta aplicação, chamado BrainMaker, emprega um tipo específico de rede neural, chamada de rede de retro-propagação ou de

encadeamento para trás.; ele aprende da mesma maneira que as pessoas, isto é, pelo exemplo e repetição de fatos, que são constituídos de dados de entrada e saída.

A rede é treinada apresentando-se a ela um conjunto de fatos (entradas/saídas) repetidas vezes. Cada vez que os dados de entrada são apresentados ela retorna uma resposta com resultados que ela pensa ser o correto, comparando-a com o fato real ou padrão. Quando sua resposta é incorreta ela se corrige internamente. Após percorrer toda a lista de fatos, apresentando um fato por vez e fazendo as correções necessárias, o programa revê todo o rol recursivamente, até que todas as respostas sejam consideradas aceitáveis.

Em sua forma mais simples uma rede neural consiste de três camadas: uma camada de dados de entrada, uma camada oculta e uma camada de dados de saída, conforme representado a seguir:



Para melhor entendimento do processo faz-se a seguir uma comparação com a análise de regressão onde, após a entrada de dados constituídos, por exemplo, dos valores de oferta ou venda dos imóveis pesquisados e de seus atributos (área, padrão construtivo, localização, idade, etc.), constrói-se um modelo estatístico relacionando-se o valor (variável dependente) com os atributos (variáveis independentes). Uma vez fixadas as formas das variáveis explicativas no modelo, os regressores determinarão o peso de cada um dos atributos nos resultados.

A rede neural, através de seu mecanismo de retro-propagação, que se dá entre a camada de entrada e a camada oculta, ao processar os sinais de entrada, que são as informações da pesquisa imobiliária, também atribui pesos aos atributos, por intermédio de uma função de transferência. Ela porém não se expressa de maneira simples e direta através de uma equação onde o usuário possa conferir os parâmetros e saber como os atributos refletem no valor do bem.

Na análise de regressão, a leitura da equação inferida permite que se visualize como os atributos de determinado imóvel influenciam no seu preço. O sinal

e a grandeza de cada um dos regressores mostra em que sentido e em que proporção as variáveis participam da formação do valor.

Em alguns casos, dependendo da complexidade do modelo, é mais fácil analisar as influências dos atributos, expressos pelas variáveis independentes, fazendo-se simulações, provocando variações de valores do atributo em estudo, mantendo-se as demais variáveis constantes.

As redes neurais porém, não expressam sua função ou funções de transferência de maneira simples para que o usuário possa compreender e quantificar de imediato as influências dos atributos do bem avaliando.

Freqüentemente as funções de transferência das redes neurais são matematicamente bastante sofisticadas. O programa BrainMaker, por exemplo, usa na maioria das vezes uma função de transferência sigmoide, podendo entretanto, à vontade do projetista da rede empregar funções lineares, em degraú, gaussiana, etc.

A melhor e talvez única maneira de se analisar o desempenho de uma rede neural é por meio de simulações dos resultados.

### 3. APLICAÇÃO

#### Base de dados

Para comparar as duas técnicas utilizou-se os dados de uma avaliação de prédio comercial realizada em 1993, no Rio de Janeiro.

A pesquisa original contava com 113 eventos e a inferência foi feita empregando-se 102 dados, tendo-se retirado 11 deles para fazer-se uma validação cruzada, conforme recomenda Neter.

#### Análise de regressão

Com o emprego do programa REGRE inferiu-se um modelo do tipo:

$$Y = B_0 + B_1 X_1 + B_2 X_2 + \dots + B_6 X_6, \text{ onde}$$

$Y$  = logaritmo neperiano do valor unitário,

$X_1$  = logaritmo neperiano do  $V_0$ ,

$X_2$  = logaritmo neperiano da nota atribuída ao padrão construtivo, variando de 1 (baixo) a 5 (prédio inteligente),

$X_3$  = Idade aparente do prédio, em anos,

$X_4$  = variável dicotômica que registrava a existência de garagem ou não,

$X_5$  = variável dicotômica que indicava se o prédio estava ou não em Botafogo ou vizinhanças,

$X_6$  = variável dicotômica que indicava se o prédio estava no Centro ou não.

Os regressores listados a seguir, submetidos à hipótese nula de não serem significativos, foram admitidos como válidos, com os seguintes valores de probabilidade:

REGRESSORES	VALOR-PROB
$B_0 = 4,93006100$	
$B_1 = 0,24956310$	$1,134862 \times 10^{-6}$
$B_2 = 0,31046610$	$2,680993 \times 10^{-4}$
$B_3 = -0,01562165$	$4,962651 \times 10^{-8}$
$B_4 = 0,27806890$	$2,165430 \times 10^{-5}$
$B_5 = -0,18381690$	$4,209559 \times 10^{-3}$
$B_6 = -0,14179430$	$3,326879 \times 10^{-2}$

Analisada a hipótese de que todos os regressores fossem nulos ao mesmo tempo, ou seja, de não haver regressão, a mesma foi rejeitada, visto que o  $F$  calculado igual a 84,75, resulta em uma significância igual a  $1,676 \times 10^{-11}$ .

O referido modelo apresentou coeficiente de correlação igual a 0,92 e coeficiente de determinação igual a 0,842, significando que responde por 84,2% da formação dos valores, sendo 15,8% atribuídos a perturbações aleatórias.

Examinados os resíduos encontrados entre os valores observados e aqueles calculados com o modelo inferido pode concluir que os mesmos eram razoavelmente aleatórios.

O erro quadrático médio (EQM) foi calculado para os 102 eventos usados na equação, como segue:

$$EQM = \frac{\sum (Y_i - Y_{real})^2}{N} = 72.212$$

onde:

$Y_i$  = valor do imóvel  $i$  calculado pela equação inferida,

$Y_{real}$  = valor do imóvel  $i$ , na pesquisa,

$N$  = número total de dados da pesquisa.

Calculou-se também o erro quadrático médio com os 11 dados separados para a validação cruzada do modelo, resultando no seguinte:

$$EQM = \frac{\sum (Y_i - Y_{real})^2}{N} = 103.080$$

#### Rede neural

As mesmas informações, com algumas modificações na forma de entrada dos dados, foram usadas para avaliação, empregando-se o programa BrainMaker V.2.5, programado para a criação de redes neurais.

Por tratar-se de um assunto ainda não tão bem conhecido em nosso meio como a análise de regressão, antes de apresentar-se os resultados obtidos, descreve-se de forma bem sucinta os passos necessários para projetar-se uma rede neural:

1 - o projetista precisa decidir o que ele quer que a rede neural prediga ou reconheça, equívale a escolher a variável dependente na análise de regressão;

2 - deve-se ainda definir que informações serão usadas para as predições, ou seja, quais as variáveis explicativas;

3 - após a entrada de dados no programa e a definição do status das variáveis, constrói-se e treina-se a rede neural, de acordo com parâmetros definidos pelo projetista;

4 - finalmente testa-se a rede neural com os dados separados para a validação cruzada.

O quarto passo é fundamental, visto que não são transparentes os cálculos feitos na camada oculta da rede neural, ficando o analista limitado a conhecer as informações de entrada, resultado de sua coleta de dados, e de saída, fornecidas pelo programa.

Para testar a eficácia da rede criada no Brainmaker, examinou-se os resíduos da amostra utilizada no treinamento da rede, ou seja, os mesmos 102 eventos empregados na análise de regressão.

Observou-se que, em geral, mas não em todos os eventos, os resultados eram melhores, e o valores unitários calculados ( $Y_i$ ) aproximavam-se mais dos valores obtidos na coleta de dados ( $Y_{real}$ ), resultando no seguinte erro quadrático médio:

$$EQM = \frac{\sum (Y_i - Y_{real})^2}{N} = 23.766$$

Visto não se poder visualizar a função de transformação usada pela rede neural, seria válido desconfiar-se e criar um teste para saber se a rede apenas memorizou ou realmente aprendeu, e portanto está capacitada para fazer generalizações e predições de valores para outros bens que não fazem parte da amostra empregada no aprendizado. Comparou-se então o EQM com os eventos separados para a validação cruzada, e mais uma vez as predições feitas pela rede neural foram melhores, obtendo-se o seguinte resultado:

$$EQM = \frac{\sum (Y_i - Y_{real})^2}{N} = 35.821$$

Para uma melhor visualização registra-se em um mesmo quadro os erros quadráticos médios obtidos tanto com o conjunto de dados usados na modelagem da equação de regressão linear e no treinamento da rede neural, como os dados reservados para a validação cruzada:

ORIGEM	EQM	%
Modelo		
Regressão	70.667	100,00
Rede neural	23.766	32,66
Validação		
Regressão	104.374	100,00
Rede Neural	35.821	34,70

#### 4. CONCLUSÃO

Os resultados confirmaram com um caso prático o que a teoria afirmava a priori: que as predições via redes neurais deveriam ser melhores do aquelas obtidas com a análise de regressão linear. No caso em estudo, o erro quadrático médio obtido via rede neural é três vezes menor do que aquele gerado pela análise de regressão múltipla.

Isto se deve, fundamentalmente, ao fato de os fenômenos sociais e relações do mundo real, expressos por variáveis, não serem necessariamente lineares. Mesmo quando lineariza-se a função, transformando-se as variáveis para melhor captar essa relação não retilínea, continua havendo a possibilidade de existir um melhor estimador não linear.

Por ser matéria relativamente nova, as normas brasileiras de avaliações ainda não tratam de avaliações com o emprego de programas com inteligência artificial; mesmo que um avaliador obtenha, empregando redes neurais, estimativas significativamente melhores do aquelas resultantes do emprego de estatística inferencial, o avaliador não poderá classificar seu trabalho nos maiores níveis de rigor.

O tratamento de dados por estatística descritiva é exigida nas avaliações normais e a inferência requerida nos casos de avaliações rigorosas, conforme os itens na itens 7.5, 7.5.3, 7.6 e 7.6.3 da NBR-5676, transcritos parcialmente a seguir:

**item 7.5** - a avaliação normal define o trabalho avaliatório desenvolvido através de metodologia adequada e que atende todos os requisitos de 7.5.1 a 7.5.7

**item 7.5.3** - O tratamento dispensado aos elementos para serem levados à formação do valor deve ser feito através de estatística descritiva, ...

**item 7.6** - a avaliação rigorosa define o trabalho avaliatório desenvolvido através de metodologia adequada, com grande isenção de subjetividade, e que atende todos os requisitos de 7.6.1 a 7.6.10

**item 7.6.3** - O tratamento para alcançar a convicção do valor deve ser baseado em processos de inferência estatística ...

Logo, à luz da NBR-5676, um trabalho cujos resultados originem-se de uma rede neural deverá ser enquadrado como avaliação expedita.

Sem uma análise mais profunda, os resultados positivos alcançados em algumas avaliações com redes neurais poderiam sugerir que as normas fossem modificadas de imediato aceitando como rigorosas as avaliações, que tendo atendido dos itens 7.6.1 a 7.6.10, com exceção do 7.6.3, tivessem seus dados tratados por um programa de inteligência artificial.

Entretanto, o fato de que as redes neurais fornecem valores como resposta, sem apresentar a equação de transferência, não deixando transparente o que ocorre na camada denominada, com muita propriedade, oculta, deve ser um alerta aos estudiosos.

A única maneira de se testar a precisão de uma rede neural é pelos dados de saída, recurso que deve ser explorado ao máximo, com engenho e arte, analisando-se os resíduos dos dados usados no treinamento da rede e dos dados reservados para a validação cruzada, fazendo-se simulações, analisando-se a elasticidade dos atributos, verificando sua coerência com a realidade ou com o conhecimento a priori.

Item	Área	V0	Pad	Idade	Garage	Região	VUobs	VUregr	VUrede
01	45,00	13285,15	4	31	não	Centro	1.000,00	1.217,30	1.132,00
02	70,00	13285,00	4	31	não	Centro	1.285,71	1.217,30	1.140,00
03	90,00	5593,26	3	70	não	Centro	611,11	487,82	480,20
04	306,00	7271,61	3	40	sim	Centro	751,63	1.099,06	808,80
05	43,00	13285,15	4	31	sim	Centro	1.162,79	1.607,54	1.131,00
06	36,00	8110,31	3	29	não	Tijuca	776,24	1.170,23	928,90
07	35,00	8389,89	3	45	não	Centro	514,80	797,65	777,20
08	100,00	13285,15	3	32	não	Centro	1.200,00	1.096,57	944,40
09	200,00	7271,61	3	46	não	Centro	1.000,00	757,75	806,90
10	160,00	9089,74	2	50	não	Centro	937,50	663,60	673,20
11	92,00	2237,49	3	26	não	Centro	760,87	771,74	801,10
12	1200,00	3076,20	2	40	não	Centro	625,00	592,00	468,00
13	32,00	9089,74	3	39	não	Centro	1.093,75	893,72	882,40
14	150,00	9089,74	5	10	não	Centro	1.333,33	1.647,51	1.509,00
15	270,00	7271,61	3	46	não	Centro	814,81	757,75	809,40
16	28,00	1818,13	3	3	não	Centro	964,29	1.049,48	916,60
17	162,00	3355,77	3	38	não	Centro	925,93	707,92	699,10
18	36,00	8110,31	3	28	não	Centro	833,33	1.031,51	933,40
19	110,00	2237,49	3	26	não	Centro	636,36	771,74	798,50
20	1100,00	2237,49	3	26	não	Centro	636,36	771,74	551,90
21	260,00	8110,32	4	16	não	Centro	1.538,46	1.360,43	1.285,00
22	75,00	5593,26	3	60	não	Centro	626,67	570,30	509,90
23	28,00	5593,26	3	60	não	Centro	535,71	570,30	514,50
24	36,00	8110,31	3	29	não	Centro	833,33	1.051,53	928,90
25	60,00	9089,74	3	39	não	Centro	833,33	893,72	892,10
26	700,00	3635,00	5	9	sim	Centro	1.285,71	1.758,08	1.118,00
27	900,00	6293,11	4	12	sim	Botafogo	2.153,33	1.721,21	1.892,00

Não há dúvidas que parâmetros mínimos e testes obrigatórios devam ser estabelecidos em norma.

Espera-se que este trabalho estimule a discussão do uso de redes neurais nas avaliações e, mais do que isso, surjam estudos e sugestões de testes de validação necessários para a qualificação dos laudos.

## 5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABNT (Associação Brasileira de Normas Técnicas). Norma NBR5-5676 — Avaliações de Imóveis Urbanos. Rio de Janeiro. ABNT, 1989.

Araribóia, G. , Inteligência Artificial, Rio de Janeiro, Livros Técnicos e Científicos Editora Ltda., 1988.

Garza, Jesus M., Rouhana, Khalil, Neural Networks Versus Parameter-Based Applications in Cost Estimating, Cost Engineering, vol. 37, fevereiro 1995, p. 15-17.

Guedes, Jakson C. , Avaliação de Bens Utilizando Metodologia Científica - Tese de Mestrado - COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, 1992.

Harman, Paul - Expert Systems tools and applications, New York, John Wiley, 1988.

Neter, John; Wasserman, William and Kutner, Michael H., Applied Linear Statistical Models, Boston, Irwin, 1990.

28	1000,00	6020,07	5	10	sim	Botafogo	1.500,00	1.882,27	1.247,00
29	1076,00	9788,67	5	9	não	Centro	2.137,55	1.704,67	2.282,00
30	480,00	7271,61	5	2	sim	Centro	3.000,00	2.331,73	2.820,00
31	400,00	2497,49	5	10	sim	Botafogo	1.000,00	1.151,21	1.246,00
32	60,00	6293,11	4	10	não	Centro	1.333,33	1.402,45	1.367,00
33	330,00	3356,08	2	18	não	Centro	1.060,61	853,11	912,10
34	300,00	7271,61	3	48	não	Centro	833,33	734,44	621,00
35	369,00	13285,15	5	1	sim	Centro	2.978,74	2.752,85	2.909,00
36	192,46	13285,15	5	1	sim	Centro	3.094,55	2.752,85	2.943,00
37	192,46	13285,15	5	1	sim	Centro	3.036,24	2.752,85	2.943,00
38	192,46	13285,15	5	1	sim	Centro	3.036,24	2.752,85	2.943,00
39	192,46	13285,15	5	1	sim	Centro	3.036,24	2.752,85	2.943,00
40	192,46	13285,15	5	1	sim	Centro	2.979,53	2.752,85	2.943,00
41	192,46	13285,15	5	1	sim	Centro	2.923,59	2.752,85	2.943,00
42	192,46	13285,15	5	1	sim	Centro	2.922,80	2.752,85	2.943,00
43	192,46	13285,15	5	1	sim	Centro	2.922,80	2.752,85	2.943,00
44	192,46	13285,15	5	1	sim	Centro	2.868,46	2.752,85	2.943,00
45	42,00	9089,74	5	10	não	Centro	1.666,67	1.647,51	1.506,00
46	655,00	6020,07	5	12	sim	Botafogo	1.374,05	1.824,37	1.487,00
47	2000,00	7271,61	5	2	sim	Centro	3.000,00	2.331,73	2.736,00
48	450,00	13285,15	5	15	não	Centro	1.666,67	1.675,08	1.414,00
49	613,00	7271,61	4	10	não	Centro	1.386,62	1.453,96	1.611,00
50	1554,00	2497,49	5	10	sim	Centro	1.930,50	1.511,21	1.912,00
51	320,00	5593,26	2	50	não	Centro	531,25	587,86	533,20
52	100,00	5593,26	3	50	não	Centro	650,00	666,72	562,20
53	400,00	9089,74	3	40	não	Centro	625,00	879,87	675,20
54	280,00	8110,31	3	37	não	Centro	892,86	896,22	641,60
55	40,00	13285,15	2	50	não	Centro	700,00	729,52	701,60
56	40,00	3635,34	1	20	não	Centro	800,00	680,22	539,00
57	1632,00	7271,61	5	2	sim	Centro	1.838,24	2.331,73	2.101,00
58	270,00	6293,11	3	32	não	Centro	814,81	909,58	930,80

Item	Área	V0	Pad	Idade	Garage	Região	VUobs	VUreg	VUrede
59	133,00	7271,61	1	35	não	Centro	451,13	639,77	412,60
60	1076,00	9788,67	5	9	não	Centro	2.044,61	1.704,67	2.282,00
61	70,00	1953,00	2,5	20	sim	Tijuca	1.000,00	1.178,14	1.055,00
62	39,00	1953,00	4	1	não	Tijuca	1.124,32	1.389,02	1.379,00
63	30,00	1953,00	3	1	sim	Tijuca	1.397,30	1.677,58	1.509,00
64	33,00	1953,00	3	1	sim	Tijuca	1.311,02	1.270,34	1.213,00
65	30,00	1622,44	3	1	sim	Tijuca	1.461,62	1.601,72	1.510,00
66	25,00	1622,44	3	1	sim	Tijuca	1.753,94	1.601,72	1.518,00
67	30,00	2930,00	3	17	sim	Tijuca	1.518,78	1.445,77	1.738,00
68	30,00	2930,00	3	17	sim	Tijuca	1.494,00	1.445,77	1.722,00
69	20,00	2930,00	2	25	não	Tijuca	1.100,00	851,90	1.318,00
70	33,00	2930,00	3	17	sim	Tijuca	1.666,67	1.445,77	1.716,00
71	18,00	2930,00	2	25	não	Tijuca	1.277,78	851,90	1.320,00
72	30,00	1953,00	3	3	não	Tijuca	1.166,67	1.231,26	1.174,00
73	30,00	1953,00	3	3	não	Tijuca	1.166,67	1.231,26	1.174,00
74	30,00	2930,00	3	17	sim	Tijuca	1.833,33	1.445,77	1.595,00
75	30,00	2930,00	3	17	sim	Tijuca	1.666,67	1.445,77	1.722,00
76	30,00	1953,00	3	1	sim	Tijuca	1.333,33	1.677,58	1.576,00
77	32,00	386,00	3	1	sim	Tijuca	1.156,25	1.119,34	1.148,00
78	38,00	386,00	3	1	sim	Tijuca	1.052,63	1.119,34	1.028,00
79	22,50	1953,00	2	30	não	Tijuca	755,56	712,04	560,30
80	39,00	2930,00	3	17	sim	Tijuca	1.666,67	1.445,77	1.584,00
81	36,00	2930,00	3	17	sim	Tijuca	1.527,78	1.445,77	1.589,00
82	36,00	2930,00	3	17	sim	Tijuca	1.472,22	1.445,77	1.589,00
83	400,00	765,32	1	10	não	Tijuca	650,00	621,15	669,40
84	39,00	1953,00	3	16	sim	Tijuca	1.282,05	1.327,14	1.291,00
85	40,00	386,00	3	1	sim	Tijuca	875,00	1.119,34	1.138,00
86	38,00	3835,93	3	25	não	Botafogo	736,84	859,86	784,90
87	340,00	2319,26	2	50	não	Botafogo	588,24	452,49	492,50
88	600,00	1784,59	2	40	sim	Botafogo	583,33	654,36	489,30

89	410,00	2319,26	3	1	sim	Botafogo	1.097,56	1.477,71	1.068,00
90	23,00	2319,26	3	30	não	Botafogo	869,57	701,41	741,70
91	28,00	2408,03	3	25	não	Botafogo	519,64	765,53	761,70
92	35,00	1821,86	3	20	não	Botafogo	800,00	772,06	771,40
93	126,45	1528,31	5	6	sim	Botafogo	2.055,36	1.423,09	2.198,00
94	134,00	1528,31	5	6	sim	Botafogo	2.000,00	1.423,09	2.179,00
95	134,00	1528,31	5	6	sim	Botafogo	2.000,00	1.423,09	2.179,00
96	1370,00	5173,79	4	6	sim	Botafogo	2.000,00	1.800,17	1.844,00
97	1545,00	2497,49	5	6	sim	Botafogo	2.000,00	1.608,65	2.239,00
98	30,00	5173,79	2	40	não	Botafogo	533,33	646,28	688,10
99	30,00	5173,79	2	40	não	Botafogo	633,33	646,28	688,10
100	30,00	5173,79	2	40	não	Botafogo	800,00	646,28	688,10
101	600,00	4103,85	4	15	sim	Botafogo	916,67	1.476,19	755,90
102	60,00	9089,74	1	54	não	Centro	600,00	502,70	553,20
103	1500,00	1528,31	5	6	sim	Botafogo	2.000,00	1.423,09	2.121,00
104	59,00	5173,79	3	19	sim	Tijuca	983,05	1.343,77	603,50
105	35,00	386,00	3	1	sim	Tijuca	1.085,71	1.119,34	1.143,00
106	30,00	2930,00	3	17	sim	Centro	1.600,00	1.445,77	1.595,00
107	133,00	7271,61	1	35	sim	Centro	451,13	844,86	712,60
108	33,00	13285,15	4	31	não	Centro	1.272,73	1.217,31	1.128,00
109	192,46	13285,15	5	1	sim	Botafogo	2.922,80	2.752,84	2.943,00
110	600,00	4103,85	3	8	sim	Centro	883,33	1.506,07	699,10
111	60,00	9788,67	4	10	não	Centro	1.416,67	1.565,92	1.262,00
112	43,00	9788,67	4	22	sim	Centro	1.511,63	1.714,43	1.786,00
113	30,00	8110,31	3	40	não	Centro	766,67	855,19	862,40

Obs.: Os itens de 01 a 102 foram usados na modelagem estatística e no treinamento da rede neural.

Os itens 103 a 113 foram usados na validação cruzada.