

IBAPE – XXII UPAV / XIII COBREAP – FORTALEZA/CE- ABRIL/2006.

**AVALIAÇÃO DE POSTOS DE COMBUSTÍVEIS EM SITUAÇÕES DE PRAZO
REDUZIDO (URGENTE) UTILIZANDO REGRESSÃO LINEAR E COMPARAÇÃO
DE RESULTADOS COM REDE NEURAL.**

Autores:

1) Morato, Paulo César Vidal

Eng.Mecânico, Crea/RJ 83-1-07037-5, Petrobras 016758-0

Rua Eng.Coelho Cintra, 345/102, Rio de Janeiro/RJ; tel. 21-24623625; fax:21-32293516; e-mail: paulovidal@petrobras.com.br

2)Guedes, Jackson Carvalho

Eng. Civil, Crea 45428-D/RJ, IBAPE-RJ (IEL)1292.

Rua Araújo Lima, 124, Rio de Janeiro/RJ; tel. 21-3229-3717; fax:21-3229-2914
e-mail:jacksonguedes@petrobras.com.br

INDICE

1 – ANÁLISE DE REGRESSÃO LINEAR

2- ANÁLISE POR REDES NEURAIIS

3-CONCLUSÕES

1- ANÁLISE DE REGRESSÃO LINEAR.

1.1- INTRODUÇÃO.

O emprego da análise de regressão linear já está bastante difundido na Engenharia de Avaliações. Porém a utilização da inferência estatística tem se restringido às avaliações imobiliárias pelo método comparativo direto e às projeções de séries históricas para fundamentar avaliações pelo método da renda. Entretanto, a inferência estatística constitui-se em instrumento bastante útil na valoração de máquinas, equipamentos, complexos industriais, navios, contratos de manutenção de elevadores, e muitos outros bens.

Há anos a Petróleo Brasileiro S. A. (Petrobras) possui uma equipe de engenheiros e pesquisadores que desenvolve trabalhos de avaliação de diversos bens, visando o desenvolvimento dos negócios da companhia, tanto no Brasil como no exterior (Argentina, Colômbia, Bolívia, etc).

No caso da avaliação de postos de combustíveis temos catalogado mais de 600 laudos de avaliação para **compra/venda** em um período de 20 anos. Tais trabalhos se desenvolveram em condições normais de prazo, consumindo aproximadamente entre 5 à 10 dias úteis cada posto.

Porém, existem situações em que tais prazos normais não podem ser respeitados, e o avaliador é obrigado a apresentar um trabalho rapidamente, normalmente uma estimativa de valor. Tais situações seriam: estudos de viabilidade, troca de ativos, atualização contábil, garantia dada pelo dono do posto para compra de combustíveis.

Através do emprego da análise de regressão linear, o presente trabalho tem por objetivo oferecer uma opção para estas situações de emergência nas quais não se dispõe de tempo suficiente para o desenvolvimento de uma avaliação normal, permitindo a obtenção de um laudo rápido e com bem melhor precisão.

Ao mesmo tempo, utilizando a mesma base de dados, pesquisada para fundamentar a análise de regressão linear múltipla, treinou-se uma rede neural, que fosse capaz de estimar valores de postos de venda de combustíveis.

Ao final, os resultados obtidos pelas duas ferramentas, análise de regressão linear múltipla e rede neural treinada, foram comparados, para verificar suas eficácias e precisão.

Posto Típico de Estrada.



Posto Típico de Cidade.



1.2- ETAPAS DO USO DE REGRESSÃO.

O procedimento proposto é composto pelas seguintes etapas:

1.2.1- Pesquisa de Mercado.

O avaliador deve procurar levantar a maior quantidade possível de trabalhos anteriores de avaliação de postos, assim como as ofertas de postos à venda no mercado e as negociações de compra e venda efetivamente realizadas nos últimos anos.

Esta pesquisa pode ser restrita à uma cidade ou à várias, dependendo da maior ou menor abrangência que o avaliador quiser dar ao trabalho.

No caso da Petrobras, levantamos diversos trabalhos de avaliação de postos desde 1999 em todo o Brasil (sem restrição de local), anotando-se os dados técnicos mais significativos na formação do preço de um posto (variáveis independentes) e os valores finais obtidos nos respectivos laudos (variável dependente).

No Anexo I é mostrado um quadro de pesquisa com 38 postos, cujas avaliações forneceram subsídios para este trabalho.

1.2.2- Construção do Modelo Inferencial

Após a obtenção dos dados que compõem a amostra, parte-se para a construção do modelo inferido.

O modelo obtido será do tipo: $Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n$, onde Y será o valor do posto que se quer avaliar (variável dependente) e X_1, X_2, \dots, X_n , serão as variáveis independentes selecionadas dentre as várias pesquisadas.

1.2.3- Vistoria do Posto que se Quer Avaliar:

Como foi dito no início, este trabalho objetivou criar uma metodologia que possibilitasse ao avaliador calcular o valor de um posto em situações de emergência, nas quais se dispõe de pouco tempo para se fazer um laudo e sem perder a qualidade e precisão normalmente exigidas.

Conseqüentemente, pode ocorrer de não se ter tempo para a realização da vistoria, devendo o modelo inferencial ser de tal forma que permita ao avaliador fazer a sua estimativa de valor sem precisar ir lá, ou seja, com informações passadas pelo pessoal local.

Caso possa ir ao local fazer a vistoria, a mesma deverá ser rápida e objetiva, servindo apenas para o avaliador colher os dados estritamente necessários para alimentar o seu modelo inferencial, ou seja, obter as variáveis independentes do modelo.

1.3- APLICAÇÃO PRÁTICA

Para exemplificar o emprego do uso de regressão, relatamos os resultados do primeiro modelo feito na Petrobras para avaliação patrimonial de postos, em situação de emergência, em qualquer local do Brasil.

Utilizamos o Método Comparativo de Mercado, o qual consiste na determinação de uma lei de formação dos valores a partir de uma amostra de dados colhida no mercado, em cujos registros foram anotados os atributos mais significativos e tratada através de um ferramental de inferências estatísticas, que aplicado às características do bem avaliado, possibilitará estabelecer um intervalo de confiança, onde será arbitrado o valor final.

Para a modelagem estatística levantamos diversos trabalhos de avaliação **normal** (para compra/venda) de postos realizados pela Petrobras desde 1999 em todo o Brasil (sem restrição de local), anotando-se os dados técnicos mais significativos na formação do preço de um posto (variáveis independentes) e os valores finais obtidos nos respectivos laudos (variável dependente).

Desta forma obtivemos uma amostra total com 38 dados, que nos permitiu por meio de inferência estatística obter uma equação de regressão onde correlacionamos a variável “Valor Patrimonial do Posto” com as demais variáveis consideradas mais significativas na formação dos preços de mercado.

Foram pesquisadas as seguintes variáveis independentes:

- Valor do terreno, em dólar
- Área construída do posto, em m²
- Idade do posto, em anos
- Quantidade de equipamentos
- Existência ou não de loja de conveniência
- Existência ou não de box de lubrificação
- Existência ou não de box para caminhoneiros
- Galonagem de combustíveis vendidos mensalmente, em litros e m³ de gás
- Receita bruta do posto exceto combustíveis, em dólar
- Tipo de imagem/lay-out do posto (antiga, média, moderna)
- Tipo de posto: de cidade ou estrada
- Município onde se localiza o posto
- Data do laudo

Ao final, foram selecionadas quatro delas, as quais explicaram, razoavelmente, a formação dos preços:

- Valor do terreno
- Área construída
- Quantidade de equipamentos
- Existência ou não de loja de conveniência

1ª Variável: Valor do Terreno



2ª Variável: Área Construída



3ª Variável: Quantidade de Equipamentos



4ª Variável: Existência ou não de Loja de Conveniência.



A equação inferida selecionada apresentou a seguinte forma:

$$V_p = A + B \times V_t + C \times A_c + D \times \text{Equip} + E \times @\text{Conv}$$

onde:

V_p = valor patrimonial do posto, em US\$ (dólares americanos).

V_t = valor do terreno, em US\$ (dólares americanos).

A_c = área construída do posto (apenas prédios e cobertura de bombas), em m^2 .

Equip = quantidade de equipamentos fixos no posto (exceto tanques e bombas de combustíveis), em unidades.

$@\text{Conv}$ = variável dicotômica que assume valor 0 para postos sem loja de conveniência e valor 1 para postos com loja.

A,B,C,D,E = valores numéricos.

Testadas as hipóteses nulas da regressão para a significância de 1% e dos regressores para 10%, foram as mesmas rejeitadas, admitindo-se a assertiva alternativa de que a equação é representativa da formação do valor sob a probabilidade mínima de 99%.

A equação inferida responde por 89,40% da formação do valor (r^2 ou coeficiente de determinação), ou seja, corresponde ao percentual do resultado que é explicado pela variáveis selecionadas. Os outros 10,60% são atribuídos às perturbações devido à erros de medida, ao comportamento errático do ser humano e, finalmente, à outras variáveis que, embora não significativas, estão contribuindo para a formação do valor, ora positiva, ora negativamente.

Em resumo, tivemos os seguintes resultados para o modelo escolhido:

Quantidade de Dados	37
Coefficiente de Determinação	0,8940
Análise da Variância: F observado	$1,977 \times 10^{-8}$
Significância dos Regressores	Vt = $5,07 \times 10^{-7}$ % Ac = 0,5188 % Equip = 0,2179 % @Conv = 0,02119 %
Nível de Rigor	Regressores < 5% ; Quant. Dados (37) > 3K (15)

Para cada posto o modelo fornece um intervalo de confiança (limite inferior/valor central/limite superior), onde o avaliador poderá arbitrar o valor final com probabilidade de 80% de estar contido no mesmo (t de Student = 1,309 para 32 graus de liberdade)

Através da Validação Cruzada testou-se o modelo com os próprios dados da pesquisa que serviu de base ao presente trabalho, comprovando-se a consistência do modelo inferido. Eis os resultados para alguns postos:

VALIDAÇÃO CRUZADA					
Município	Valor do Laudo	Tipo de Posto	Limite Inferior	Valor Central	Limite Superior
	(US\$)				
Pelotas/RS	314684	Estrada	228409	283728	343744
Rio de Janeiro/RJ	1455144	Cidade	1388190	1545015	1708484
Barueri/SP	167650	Cidade	154000	181000	209000
Florianópolis/SC	767000	Cidade	664000	725000	788000
Taguatinga/DF	308000	Cidade	269000	302000	336000
Vitória da Conquista/BA	347000	Estrada	309000	349000	391000
Duque de Caxias/RJ	1415000	Estrada	1221000	1355000	1496000
São Borja/RS	231000	Cidade	179000	219000	262000
Porto Alegre/RS	237000	Cidade	177000	208000	240000
Belo Horizonte/MG	579000	Cidade	522000	573000	626000
Belo Horizonte/MG	275000	Cidade	260000	292000	326000
Porto Velho/RO	149000	Cidade	146000	173000	203000
Curitiba/PR	517000	Cidade	472000	520000	570000
Curitiba/PR	336000	Cidade	341000	377000	415000

No Anexo II são mostrados os cálculos do modelo inferido (Programa Regre[®]).

ANEXOS:

I - QUADRO DE PESQUISA

II - MÉTODO COMPARATIVO DE MERCADO

ANEXO I

QUADRO DE PESQUISA

PESQUISA DE POSTOS DE COMBUSTÍVEIS AVALIADOS NA PETROBRAS

set-04

It	Vut	At	Ac	Equip	Loja C.	Box L.	Box C.	Galon	Receitas	Imag	Município	Data	Tipo
1	0,62	29.167	17.287	7	0	0	0	97.000	155	A/C	Pouso Redondo/SC	jan/01	estrada
2	5,13	10.000	10.586	7	0	0	0	180.000	1.169	C	Fraiburgo/SC	jan/01	cidade
3	20,3	2.860	2.037	11	0	0	0	350.000	825	C	Pelotas/RS	mar/01	cidade
4	1,1	22.500	7.519	19	0	0	0	500.000	2.269	C	Pelotas/RS	abr/01	estrada
5	188	6.256	2.400	0	0	0	0	666.000	11.337	C	Rio de Janeiro/RJ	dez/00	cidade
6	248	2.017	767	16	1	1	0	250.000	12.000	M	Barueri/SP	abr/00	cidade
7	38,9	1.800	1.084	9	0	0	0	155.000	1.622	C	Florianópolis/SC	jan/00	cidade
8	356	1.650	748	10	0	0	0	250.000	2.300	C	Taguatinga/DF	jun/00	cidade
9	58	3.672	566	10	0	1	0	328.000	693	C/M	Barueri/SP	abr/00	cidade
10	0,06	20.145	3.330	24	1	0	0	900.000	3.700	C	Laje/BA	dez/99	estrada
11	3,3	20.000	5.098	16	1	0	1	850.000	3.000	C	V.da Conquista/BA	ago/99	estrada
12	7,7	3.168	875	12	1	1	0	292.000	2.140	C/M	Santo Antônio Jesus/BA	out/99	cidade
13	54	3.000	1.322	4	1	0	0	248.000	1.472	C	Natal/RN	jan/02	cidade
14	54	3.000	1.322	4	1	0	0	398.000	1.472	C	Natal/RN	abr/02	cidade
15	84	12.959	792	0	0	0	1	950.000	0	C	Duque de Caxias/RJ	jul/00	estrada
16	0,7	20.000	1.720	5	1	0	0	208.000	6.592	C	São Borja/RS	mar/01	estrada
17	9	4.962	1.051	1	1	0	0	323.000	3.333	C	São Borja/RS	mar/01	cidade
18	22	8.941	1.748	18	1	1	1	24.800	558	M	Feira de Santana/BA	abr/01	estrada
19	71	2.402	612	5	0	0	0			C	Feira de Santana/BA	abr/01	cidade
20	44	795	400	5	0	0	0			C	Feira de Santana/BA	abr/01	cidade
21	69	837	387	5	1	0	0			C	Feira de Santana/BA	abr/01	cidade
22	12	3.675	1.073	1	0	0	0			A/C	Goiânia/GO	nov/01	cidade
23	4	6.480	1.292	1	0	1	1			C	Luziânia/GO	nov/01	estrada
24	76	2.339	1.118	0	0	0	0			A/C	Porto Alegre/RS	set/01	cidade
25	65	4.654	2.082	0	0	0	0			A/C	Porto Alegre/RS	set/01	cidade
26	199	1.035	2.415	0	1	1	0			C	Porto Alegre/RS	set/01	cidade
27	154	1.423	405	0	0	0	0			A/C	Porto Alegre/RS	dez/01	cidade
28	147	1.719	812	5	1	0	0			C	Jaboatão Guararapes/PE	jul/03	cidade
29	7	30.000	1.852	15	1	1	0			C/M	Jaboatão Guararapes/PE	jul/03	estrada
30	52	928	375	6	0	0	0			A	Belo Horizonte/MG	mai/03	cidade
31	171	2.609	1.030	12	0	1	0			C	Belo Horizonte/MG	mai/03	cidade
32	147	883	513	12	0	1	0			A/C	Belo Horizonte/MG	mai/03	cidade
33	114	720	395	13	0	1	0			A/C	Belo Horizonte/MG	mai/03	cidade
34	162	1.245	619	10	0	1	0			C	Belo Horizonte/MG	mai/03	cidade
35	53	2.340	588	2	0	0	0			A	Porto Velho/RO	set/01	cidade
36	94	3.269	1.003	13	1	1	0	300.000		M	Curitiba/PR	set/04	cidade
37	148	1.611	865	15	1	1	0	280.000		M	Curitiba/PR	set/04	cidade

1) Nomenclatura:

- .Vut: valor unitário do terreno, em US\$/m2
- .At: área do terreno, em m2.
- .Ac: área construída do posto (apenas os prédios e a cobertura de bombas), em m2.
- .Equip: quantidade de equipamentos fixos do posto, exceto tanques e bombas de combustíveis, em unidades.
- .Loja C: existência ou não de loja de conveniência, sendo 0=não e 1=sim.
- .Box L: existência ou não de box de lubrificação com imagem moderna (Lubrax Center), sendo 0=não e 1=sim.
- .Box C: existência ou não de box para caminhoneiros (Siga Bem), sendo 0=não e 1=sim.
- .Galon: galonagem vendida de combustíveis por mês, em litros + m3 de gás.
- .Receitas: outras receitas brutas por mês do posto, não advindas da venda de combustíveis, em US\$.
- .Imag: imagem ou lay-out do prédio principal do posto, sendo A=antiga, C=contemporânea, M=moderna.
- .Município: cidade onde se localiza o posto avaliado.
- .Data: data em que foi feito o laudo de avaliação.
- .Tipo: tipo de posto, sendo 0=de estrada, 1=de cidade.
- .Vp: valor patrimonial do posto, em US\$ da data do laudo. Ver nota 2.1 abaixo.
- .Ve: valor econômico do posto, em US\$ da data do laudo. Ver nota 2.1 abaixo.

2) Notas Importantes:

2.1-Os valores de Vp e Ve foram omitidos por razões de sigilo da Petrobras.

ANEXO II

MÉTODO COMPARATIVO DE MERCADO

Listagem do Arquivo - A:DRPOSTO

R	Vt	Ac	equip	@conv	galon	rec	imag	Vp	Ve	@cid
1	18083	17287	7	0	97000	155	1.5	36478	45670	0
2	51300	10586	7	0	180000	1169	2	2435	5098	1
3	58058	2037	11	0	350000	825	2	7868	13206	1
4	24750	7519	19	0	500000	2269	2	14684	17593	0
5	1176128	2400	0	0	666000	11337	2	455144	710000	1
6	70020	1084	9	0	15000	1622	2	67650	84000	1
7	587400	748	10	0	250000	2300	2	67000	38000	1
8	212976	566	10	0	328000	693	2.5	8000	76000	1
9	1209	3330	24	1	900000	3700	2	19000	723000	0
10	24394	875	12	1	292000	2140	2.5	81000	151000	1
11	162000	1322	4	1	248000	1472	2	47000	73000	1
12	16200	1322	4	1	398000	1472	2	47000	40000	1
13	1088556	792	0	0	950000	0	2	415000	387000	0
14	14000	1720	5	1	208000	6592	2	57000	26000	0
15	44658	1051	1	1	323000	3333	2	31000	28000	1
16	196702	1748	18	1	24800	558	3	4000	6000	0
17	170542	612	5	0	0	0	2	63000	0	1
18	34980	400	5	0	0	0	2	0	0	1
19	57753	387	5	1	0	0	2	14000	0	1
20	44100	1073	1	0	0	0	1.5	53000	0	1
21	25920	1292	1	0	0	0	2	99000	0	0
22	177764	1118	0	0	0	0	1.5	37000	0	1
23	302510	2082	0	0	0	0	1.5	38000	0	1
24	205965	2415	0	1	0	0	2	45000	0	1
25	219142	405	0	0	0	0	1.5	97000	0	1
26	252693	812	5	1	0	0	2	44000	0	1
27	210000	1852	15	1	0	0	2.5	46000	0	0
28	48256	375	6	0	0	0	1	2400	0	1
29	446139	1030	12	0	0	0	2	79000	0	1
30	129801	513	12	0	0	0	1.5	7000	0	1
31	82080	395	13	0	0	0	1.5	45000	0	1
32	201690	619	10	0	0	0	2	75000	0	1
33	124020	588	2	0	0	0	1	49000	0	1
34	305746	1003	13	1	300000	0	3	703379	0	1
35	239137	865	15	1	280000	0	3	17000	0	1
36	168000	544	8	1	85000	0	3	36000	0	1
37	500216	767	16	1	250000	12000	3	49000	472000	1

Nota 1: os valores reais de Vp e Ve foram alterados por razões de sigilo.

29-09-2004/10:19:29

REGRESSAO MULTIPLA

Registros: do 1 ao 37 Arquivo : A:DRPOSTO

MODELO :

$$V_p = \{ A + B * V_t + C * A_c + D * E_{\text{equip}} + E_{\text{@conv}} \}^{1.666667}$$

ERRO PADRAO DA REGRESSAO = 333.5148 C.V. = .1567715

COEFICIENTES : DETERMINACAO = .8940283 CORRELACAO = .9455307
R2 AJUSTADO = .8807818

TESTES DE HIPOTHESES

VARIAVEL	REGRESSORES	ERRO PADRAO	T OBSERVADO	VALOR-PROB.
Vt	B1= 3.55973E-03	2.191762E-04	16.24141	5.073868E-09
Ac	B2= 4.836734E-02	1.784179E-02	2.710902	5.188489E-03
equip	B3= 29.0595	9.410927	3.087846	2.17959E-03
@conv	B4= 497.3874	119.4819	4.162868	2.119999E-04

ANALISE DA VARIANCIA

NATUREZA DA VARIACAO	SOMA DOS QUADRADOS	GRAUS DE LIBERDADE	MEDIA DOS QUADRADOS	VALOR DE F OBSERVADO
REGRESSAO	3.002906E+07	4	7507264	
RESIDUO	3559428	32	111232.1	67.49187
TOTAL	3.358848E+07	36		

SIGNIFICANCIA DO F OBSERVADO = 1.977409E-08

SUMARIO ESTATISTICO

VARIAVEIS	MEDIA	DSV. PADRAO	MINIMO	MAXIMO	AMPLITUDE
Vp^6	2127.394	965.9262	938.7407	4985.902	4047.161
Vt	207915.9	263885.3	1209	1176128	1174919
Ac	1987.405	3251.155	375	17287	16912
equip	7.702703	6.248844	0	24	24
@conv	.4054054	.4977427	0	1	1

RELACOES ENTRE AS VARIAVEIS

VARIAVEIS	CORRELACAO	T OBSERVADO	VALOR-PROB.
Vp^6xVt	.8712401	10.50066	6.819301E-08
Vp^6xAc	- 2.256929E-02	-.1335557	.4472595
Vp^6xequip	9.058848E-02	.5381413	.2969432

Vp^.6x@conv	.1302904	.7774354	.2210633
VtxAc	-.1663908	-.9982977	.1624943
Vtxequip	-.186914	-1.125636	.1336215
Vtx@conv	-.1522823	-.9115453	.1841227
Acxequip	.1040239	.6187708	.2700375
Acx@conv	-.1681884	-1.009395	.1604669
equipx@conv	.2630982	1.613349	5.597773E-02

REGISTRO ORIGINAL ESTIMADO RESIDUO RESIDUO % NORMALIZADO

	ORIGINAL	ESTIMADO	RESIDUO	RESIDUO %	NORMALIZADO
1	1554.162	1969.577	-415.4154	26.72922	-1.245568
2	2069.206	1763.711	305.4946	14.76386	.9159852
3	1046.491	1490.513	-444.022	42.42958	-1.331341
4	1989.413	1869.572	119.8412	6.023948	.3593279
5	4985.902	5168.444	-182.542	3.661163	-.547328
6	1363.46	1428.882	-65.42236	4.798262	-.1961603
7	3395.294	3283.423	111.8706	3.294873	.3354292
8	1963.951	1941.772	22.17871	1.129291	6.649993E-02
9	2685.966	2225.846	460.1201	17.13052	1.379609
10	1427.602	1840.923	-413.3203	28.95206	-1.239286
11	2109.589	2119.907	-10.31836	.4891171	-3.093824E-02
12	2109.589	1600.899	508.6903	24.11324	1.525241
13	4902.911	4778.937	123.9746	2.528592	.3717215
14	1310.811	1641.377	-330.5663	25.21846	-.9911593
15	1652.598	1601.915	50.68311	3.066874	.1519666
16	3225.104	2670.875	554.2295	17.18486	1.661784
17	1786.379	1647.646	138.7332	7.766166	.415973
18	938.7407	1154.828	-216.087	23.01881	-.6479082
19	1081.79	1732.652	-650.8618	60.16526	-1.951523
20	1290.669	1103.606	187.0637	14.49354	.5608858
21	1511.165	1049.482	461.6831	30.55146	1.384296
22	1678.221	1552.531	125.6904	7.489504	.3768661
23	2425.965	2043.219	382.7467	15.77709	1.147615
24	2449.154	2213.038	236.116	9.640715	.7079625
25	1921.56	1665.339	256.2212	13.33402	.7682453
26	2098.627	2447.142	-348.5151	16.60682	-1.044976
27	3062.948	2636.063	426.8848	13.93705	1.279958
28	953.6814	1229.937	-276.2555	28.96727	-.8283156
29	2868.186	2852.331	15.85522	.5527963	4.753979E-02
30	1547.328	1701.247	-153.9191	9.947412	-.4615059
31	1249.744	1554.725	-304.9814	24.40352	-.9144465
32	1834.847	1904.16	-69.3136	3.777624	-.2078277
33	1270.316	1393.701	-123.3843	9.712878	-.3699514
34	3131.788	2877.71	254.0776	8.112862	.7618182
35	2679.751	2692.045	-12.29346	.4587537	-3.686031E-02
36	2069.206	2219.874	-150.668	7.281439	-.451758
37	3071.475	3645.735	-574.26	18.69656	-1.721843

2- ANÁLISE POR REDES NEURAIS.

O artigo *O Emprego da Inteligência Artificial nos Problemas de Avaliação de Bens*, de 1995,¹ comparou os resultados de uma avaliação feita com auxílio de Análise de Regressão Linear Múltipla, suportada pelo Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com os resultados obtidos por uma rede neural treinada no software Braimaker®, mostrando que os desvios, medido pelo erro quadrático médio, apresentados pela rede neural eram bem menores do que aqueles obtidos pelo MQO.

No XI Cobreap, novo artigo, denominado *Duas Ferramentas Poderosas à Disposição do Engenheiro de Avaliações*, apresentou, de forma resumida, os fundamentos de inteligência artificial e redes neurais. Comparou também os resultados de uma avaliação de lotes apresentada na Dissertação de Mestrado do Engenheiro Rubens Alves Dantas, onde o tratamento dos dados foi feito usando-se Modelos Lineares Generalizados com os resultados obtidos com uma rede neural treinada.

Decidiu-se agora, aproveitar os dados utilizados avaliação de navios e comparar os resultados, desta feita utilizando outro software de redes neurais, denominado EasyNN®, dos mais baratos do mercado, US\$29.00, e que pode ser baixado gratuitamente da Internet, da página www.easynn.com, para experiência de 30 dias.

Redes neurais

Sabe-se que o cérebro humano é constituído por bilhões de células denominadas 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.

As 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 a elas fatos, isto é, pares de dados de entrada e saída, permitindo que elas façam associações, descobrindo assim a existência de algum padrão de comportamento.

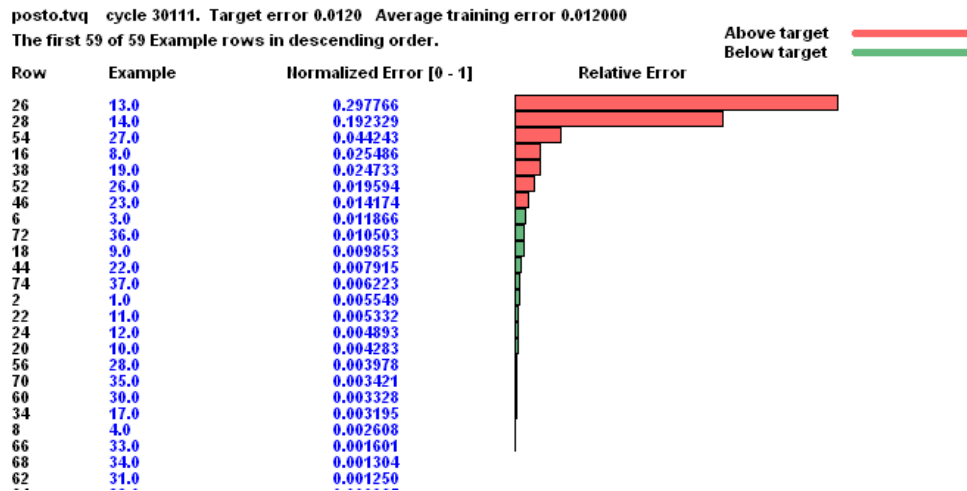
O programa utilizado nesta aplicação, chamado EasyNN, também emprega um tipo específico de rede neural, chamada de rede de retro-propagação ou de encadeamento para trás.; ele aprende da mesma maneira que as pessoas, isto é, pelo exemplo e repetição de fatos, que são constituídos de dados de entrada e 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

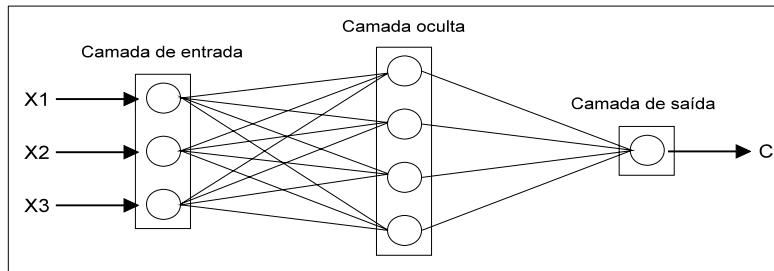
¹ GUEDES, Jackson Carvalho - O Emprego da Inteligência Artificial nos Problemas de Avaliação de Bens; Anais do VIII Congresso Brasileiro de Engenharia de Avaliações e Perícias, ICAPE- Instituto Catarinense de Engenharia de Avaliações e Perícias – 1995, pag. 368-374.

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.

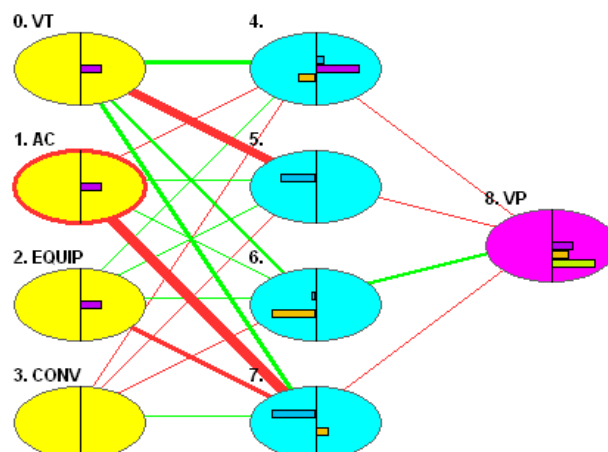
Durante o treinamento pode-se acompanhar graficamente o aprendizado da rede neural, verificando a evolução dos acertos e redução dos erros e identificando quando os erros se tornam menor do que aquele estabelecido como limite superior, conforme se vê a seguir:



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:



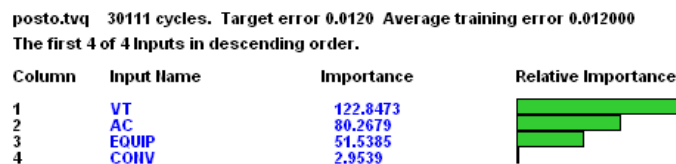
A rede neural utilizada nesse exercício, com uma camada de entrada, uma camada oculta e uma camada de saída, é a apresentada a seguir:



A rede neural, através de seu mecanismo de retro-propagação, que se dá entre a camada de entrada e as camadas ocultas, ao processar os sinais de entrada, que são as informações da pesquisa de valores de navios, à semelhança da equação obtida pela análise de regressão, 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 modelagem por análise de regressão, a leitura da equação inferida permite que se visualize como os atributos de determinado bem influenciam no seu preço. O sinal e a grandeza de cada um dos coeficientes dos regressores mostram em que sentido e em que proporção as variáveis participam da formação do valor.

Há programas de redes neurais que, como o EasyNN® que mostram graficamente a influência dos atributos, ou variáveis independentes, se quisermos utilizar a mesma linguagem e conceitos de análise de regressão, conforme se vê a seguir:



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. Isto não significa que as equações não possam ser explicitadas. Apenas são mais complexas.

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 sigmóide, podendo entretanto, à vontade do projetista da rede empregar funções lineares, em degrau, gaussiana, etc.

A melhor e mais acessível maneira de se analisar o desempenho de uma rede neural é por meio de simulações dos resultados. Evitaremos neste trabalho descrever a matemática utilizada no treinamento de uma rede neural.

3- CONCLUSÕES

3.1-Quanto à Análise de Regressão Linear:

3.1.1- Esta metodologia permite a obtenção de laudos de avaliação de postos com bom grau de precisão e em curto espaço de tempo, típico de situações urgentes: estudos de viabilidade, troca de ativos, atualização contábil, garantia dada pelo dono do posto para compra de combustíveis.

3.1.2-Embora neste trabalho a metodologia tenha sido usada para avaliação patrimonial, a mesma pode ser aplicada também para avaliações econômicas.

3.1.3-No caso de avaliações patrimoniais, o modelo foi sensível às seguintes variáveis:

- Valor do terreno
- Área construída
- Quantidade de equipamentos
- Existência ou não de loja de conveniência.

3.2-Quanto à Análise por Redes Neurais (comparação de resultados):

Para comparar as duas técnicas foram utilizados os dados apresentados por Vidal, referentes a 37 postos, e os resultados da análise de regressão inferida anteriormente.

O erro quadrático médio (EQM) foi calculado para os 37 eventos usados na equação obtida pelo REGRE, como segue:

$$EQM = \frac{\sum (Y_i - Y_{real})^2}{N} = 54.270.353.143,84$$

onde:

Y_i = valor do navio i calculado pela equação inferida,

Y_{real} = valor do navio i, na pesquisa,

N = número total de dados da pesquisa.

Rede neural

As mesmas informações, sem modificações na forma de entrada dos dados, foram usadas para avaliação, empregando-se o programa EasyNN-Plus®, 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, equivale a escolher a variável dependente na análise de regressão;
- 2 - deve-se ainda definir que informações serão usadas para as previsões, ou seja, quais as variáveis explicativas;
- 3 - após a entrada de dados no programa e a definição do status das variáveis, monta-se e treina-se a rede neural, de acordo com parâmetros definidos pelo projetista;
- 4 - se o analista quiser, pode separar parte dos dados para fazer a validação cruzada, testando o desempenho do modelo inferido ou da rede neural, com dados não incluídos na modelagem. O Brainmaker, utilizado em outras ocasiões, separa cerca de 10% dos dados para testar se sua resposta *confere* com a realidade observada. O EasyNN não o faz automaticamente

Em trabalhos anteriores constatou-se que, em geral, mas não em todos os eventos, os resultados obtidos por redes neurais treinadas eram melhores que os obtidos pelos modelos lineares de regressão, e o valores calculados (Y_i) aproximavam-se mais dos valores obtidos na coleta de dados (Y_{real}).

Neste trabalho, tal aconteceu, e o desempenho da rede neural treinada foi superior ao da análise de regressão linear, resultando no seguinte erro quadrático médio:

$$\text{Com a rede neural: } EQM = \frac{\sum (Y_i - Y_{real})^2}{N} = 32.089.411.786,69$$

$$\text{Com a análise de regressão: } EQM = \frac{\sum (Y_i - Y_{real})^2}{N} = 54.270.353.143,84$$

No caso em estudo os resultados confirmaram com um caso prático o que a teoria afirmava a priori: que as previsões via redes neurais deveriam ser melhores daquelas obtidas com a análise de regressão linear utilizando mínimos quadrados ordinários ou modelos lineares generalizados. No caso em estudo, o erro quadrático médio obtido via regressão linear foi maior cerca de 69% do que aquele gerado pela rede neural treinada com os mesmos dados. De fato, em nossa experiência, na maioria das vezes o desempenho da rede neural tem sido superior ao da análise de regressão.

O melhor desempenho da rede neural deve-se, 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.

Listamos os resultados para comparação, verificando-se que a rede neural respondeu melhor que o modelo de regressão em 18 vezes das 37 possíveis. Entretanto, a grandeza de alguns desvios, fizeram com que o EQM da análise de regressão fosse maior ao EQM da rede neural.

Neste trabalho partiu-se do pressuposto que o melhor modelo é aquele que apresenta os menores desvios em relação aos verdadeiros valores pesquisados.

Uma vez que uma rede neural treinada fornece valores que podem ser comparados com os originais, pode-se perfeitamente analisar sua robustez pela Validação Cruzada, bem como analisar a distribuição dos resíduos para construção do intervalo de confiança para previsão, atendendo os requisitos para um trabalho consistente, que atenda a Norma de Avaliação de Bens, recém aprovada.

No caso em estudo, a distribuição dos resíduos é aderente à distribuição normal; o que pode ser comprovado pelo teste de aderência não paramétricos, como o Kolmogorov-Sminorv.

Tal fato facilita o cálculo dos intervalos de confiança para cada uma das estimativas feitas utilizando a rede neural treinada.

Espera-se que referido trabalho estimule novos companheiros na busca dos conhecimentos necessários para analisar e escolher as melhores ferramenta para cada caso.

Comparação de Resultados:

Valores em preto: regressão

Valores em vermelho: rede neural

COMPARAÇÃO DE RESULTADOS REGRESSÃO X REDE

Município	Valor do Laudo	Tipo de Posto	Limite Inferior	Valor Central	Limite Superior
	(US\$)		(US\$)		
Pelotas/RS	314684	Estrada	228409 221065	283728 251742	343744 284612
Rio de Janeiro/RJ	1455144	Cidade	1388190 1357820	1545015 1449795	1708484 1544483
Barueri/SP	167650	Cidade	154000 154844	181000 170765	209000 187072
Florianópolis/SC	767000	Cidade	664000 748118	725000 789643	788000 831999
Taguatinga/DF	308000	Cidade	269000 270258	302000 290069	336000 310228
Vitória da Conquista/BA	347000	Estrada	309000 239607	349000 258096	391000 277269
Duque de Caxias/RJ	1415000	Estrada	1221000 1272206	1355000 1356020	1496000 1443123
São Borja/RS	231000	Cidade	179000 183655	219000 207322	262000 232450
Porto Alegre/RS	237000	Cidade	177000 299651	208000 330430	240000 361810
Belo Horizonte/MG	579000	Cidade	522000 528493	573000 559624	626000 591576
Belo Horizonte/MG	275000	Cidade	260000 208370	292000 223691	326000 239769
Porto Velho/RO	149000	Cidade	146000 130008	173000 144060	203000 159481
Curitiba/PR	517000	Cidade	472000 417616	520000 443184	570000 469489
Curitiba/PR	336000	Cidade	341000 340629	377000 362249	415000 384788

BIBLIOGRAFIA

- 1) Norma NB-901 – Avaliações de Máquinas, Equipamentos, Instalações e Complexos Industriais - ABNT (Associação Brasileira de Normas Técnicas), 1984.
- 2) Norma NB-502 – Avaliações de Imóveis Urbanos - ABNT (Associação Brasileira de Normas Técnicas), 1989.
- 3) Dantas, Rubens Alves – Engenharia de Avaliações: Uma Introdução à Metodologia Científica – Pini, 1998.
- 4) Moreira, Alberto Lélío – Princípios da Engenharia de Avaliações – Pini, 1994.
- 5) Barbosa, Emanuel Pimentel e Bidurin, Claudio P. – Seleção de Modelos de Regressão para Predição via Validação Cruzada: Uma Aplicação em Avaliação de Imóveis – Revista Brasileira de Estatística, 52 (N°s 197/198) pág. 105-120 – Jan/Dez-1991.
- 6) Drang, Diane E. , Edelson, Barry e Levine, Robert I. - Inteligência Artificial e Sistemas Especialistas, tradução de Maria Claudia Santos Ribeiro, São Paulo, McGraw-Hill, 1988.
- 7) Garza, Jesus M., Rouhana, Khalil, Neural Networks Versus Parameter-Based Applications in Cost Estimating, Cost Engineering, vol. 37, fevereiro 1995, p. 15-17.
- 8) Guedes, Jakson C. , Avaliação de Bens Utilizando Metodologia Científica - Tese de Mestrado - COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, 1992.
- 9) Harman, Paul - Expert Systems tools and applications, New York, John Willey, 1988.
- 10) Hoffman, Rodolfo e Vieira, Sônia, Análise de Regressão: Uma Introdução à Econometria, São Paulo, Hucitec, 1977.
- 11) Lawrence, Jeannette, Introduction to Neural Networks – Design, Theory, and Applications – California Scientific Software Press, 6th edition, 1994.
- 12) Nelder, I.A. and Wedderburn, R.W.M., Generalized Linear Models. JRSS A 135. P. 370-384.
- 13) Neter, John; Wasserman, William and Kutner, Michael H., Applied Linear Statistical Models, Boston, Irwin, 1990.

CURRICULUM VITAE

1) PAULO CÉSAR VIDAL MORATO

1.1-Formação:

46 anos, Engenheiro Mecânico, formado pela Universidade Federal do Rio de Janeiro EM 1983.

1.2- Atividades Profissionais:

Trabalha como Engenheiro de Equipamentos Pleno da Petrobras S.A., atuando durante vários anos no setor de Projeto e Instalação de Estruturas Marítimas e Offshore e, atualmente, no setor de Perícias e Avaliações.

Desenvolve trabalhos como consultor e prestador de serviços de avaliação de equipamentos, complexos industriais e bens especiais para empresas de avaliação (Aval, BNI, Uniconsult, BVA) e instituições financeiras (Banco do Brasil), assim como Professor dos seguintes cursos:

-Pós-Graduação em Engenharia de Avaliações – Instituto de Eng.^a Legal – Rio de Janeiro/RJ .

-Avaliações de Equipamentos, Complexos Industriais e Bens Especiais – NTT (Núcleo de Treinamento Tecnológico) – Rio de Janeiro/RJ .

1.3- Trabalhos e Artigos apresentados em congressos ou publicados em jornais e revistas:

-Avaliação de Postos de Combustíveis em Situações de Prazo Reduzido com o Uso de Modelos de Regressão Linear (Premiado com o terceiro lugar no 4º Concurso Internacional de Avaliação – Caracas/Venezuela, 2005).

-Avaliação de Navios Petroleiros, Químicos e de Derivados com Uso de Regressão Linear e Comparação de Resultados com Redes Neurais (Premiado com o terceiro lugar no XII Cobreap – Belo Horizonte/MG, 2003).

-Avaliação de Navios Petroleiros, Químicos e de Derivados com Uso de Regressão Linear (Premiado com o segundo lugar no Avaliar 2002 – Curitiba/PR).

-Avaliação de Preços de Contratos de Manutenção de Elevadores e Escadas Rolantes com Uso de Regressão Linear (XX Congresso Panamericano de Avaliação – Buenos Aires/Argentina, 2002).

-Ações: Como Reduzir o Risco e se Aposentar mais Cedo (Jornal do Comércio/RJ – 2002).

-Avaliação de Preços de Contratos de Manutenção de Elevadores e Escadas Rolantes com Uso de Regressão Linear (XI Cobreap – Guarapari/ES, 2001).

-Avaliação de Complexos Industriais com Uso de Regressão Linear (VIII Cobreap – Florianópolis/SC, 1995).

-Avaliação de Obras de Arte com Uso de Regressão Linear (Caderno Brasileiro de Avaliações e Perícias, Jornal do Ibapec/SP, Jornal do Comércio do Rio de Janeiro - 1996).

-Estudo sobre o Mercado de Arte no Brasil (Caderno Brasileiro de Avaliações e Perícias, Jornal do Ibapec/SP, Jornal do Comércio do Rio de Janeiro - 1996).

2) JACKSON CARVALHO GUEDES

52 anos, Engenheiro Civil graduado pela Universidade Federal do Rio de Janeiro (1979) e Mestre em Ciências em Engenharia de Produção na área de Projetos Industriais pela

COPPE/UFRJ, tendo defendido Tese de Mestrado em maio/1992 com o título " Avaliação de Bens com a Aplicação da Metodologia Científica" e doutorando em Planejamento Energético e Ambiental na COPPE/UFRJ.

Profissional, com mais de 20 anos de atuação nas áreas de: Avaliações Técnicas, Análise de Viabilidade Econômico-Financeira, Fiscalização e Contratação de Serviços de Engenharia.

Atualmente é empregado da PETROBRÁS S.A., atuando na Gerência de Planejamento e Controle da Engenharia de Transporte Dutoviário Gás e Energia.

Professor dos seguintes cursos de extensão:

- Pós graduação em Engenharia de Avaliações – UNIVILA – Universidade de Vila Velha - ES - 07/2002 e 06/2003
- Curso de Engenharia de Avaliações - SARJ - Sindicato dos Arquitetos do Rio de Janeiro - Rio de Janeiro - RJ - 11/2002
- Curso de Engenharia de Avaliações - SARJ - Sindicato dos Arquitetos do Rio de Janeiro - Rio de Janeiro - RJ - 11/2000
- Pós graduação em Engenharia de Avaliações – UNIVILA – Universidade de Vila Velha - ES - 07/2000
- Curso de Engenharia de Avaliações - SARJ - Sindicato dos Arquitetos do Rio de Janeiro - Rio de Janeiro - RJ - 05/1999
- Inferência Estatística no Curso de Engenharia de Avaliações do Imape/Fumec - Belo Horizonte - 03/1999.
- Curso de Engenharia de Avaliações - SARJ - Sindicato dos Arquitetos do Rio de Janeiro - Rio de Janeiro - RJ - 11/1998
- Inferência Estatística no Curso de Engenharia de Avaliações no Instituto Militar de Engenharia - IME - Rio de Janeiro - RJ - 10/1998
- Curso de Engenharia de Avaliação - SARJ - Sindicato dos Arquitetos do Rio de Janeiro - Rio de Janeiro - RJ - 05/1998
- Curso de Engenharia de Avaliação - SARJ - Sindicato dos Arquitetos do Rio de Janeiro - Rio de Janeiro - RJ - 04/1997
- Curso de Inferência Estatística Aplicada à Engenharia de Avaliações - IMAPE - Instituto Mineiro de Engenharia de Avaliações e Perícias - Belo Horizonte - MG - abril/96
- Curso de Engenharia de Avaliações - CEPUERJ - Centro de Produção da Universidade do Estado do Rio de Janeiro - Rio de Janeiro - RJ - julho/96
- Curso de Engenharia de Avaliações - CEPUERJ - Centro de Produção da Universidade do Estado do Rio de Janeiro - Rio de Janeiro - RJ - janeiro/96
- Curso de Engenharia de Avaliações para Profissionais do DNER - CEPUERJ - Centro de Produção da Universidade do Estado do Rio de Janeiro - Rio de Janeiro - RJ - dezembro/1995
- Curso de Engenharia de Avaliações - CEPUERJ - Centro de Produção da Universidade do Estado do Rio de Janeiro - Rio de Janeiro - RJ - junho/1995
- Curso de Engenharia de Avaliações - CEPUERJ - Centro de Produção da Universidade do Estado do Rio de Janeiro - Rio de Janeiro - RJ - maio/1994

- Curso de Engenharia de Avaliação - SARJ - Sindicato dos Arquitetos do Rio de Janeiro - Rio de Janeiro - RJ - 11/1993
- Curso de Avaliação de Imóveis Rurais - VII COBREAP - Natal - RN - 11/1993.
- Curso de Engenharia de Avaliação - SARJ - Sindicato dos Arquitetos do Rio de Janeiro - Rio de Janeiro - RJ - 07/1993.
- Álgebra Matricial no Curso Avançado de Engenharia de Avaliação - NTT - Núcleo de Treinamento Tecnológico - Rio de Janeiro - RJ - 1992.
- Álgebra Matricial no Curso Avançado de Engenharia de Avaliação - NTT - Núcleo de Treinamento Tecnológico - Rio de Janeiro - RJ - 1990.
- Engenharia de Avaliações - PETROBRÁS- Rio de Janeiro - RJ - 1988.
- Métodos Avançados de Avaliação - INSTITUTO DE ENGENHARIA, SP - 1989.
- Engenharia de Avaliações - PETROBRÁS, RJ - 1988.
- Métodos Modernos de Avaliação - ABRAPP - Associação Brasileira das Entidades Fechadas de Previdência Privada, RJ - 1988.
- Incorporação Imobiliária - NTT - Núcleo de Treinamento Tecnológico da UFRJ - 1981/84

Trabalhos Publicados

- Duas Ferramentas Poderosas à Disposição do Engenheiro de Avaliações – Modelos Lineares Generalizados e Redes Neurais - Anais do XI COBREAP – IBAPE – 2001.
- Aplicação de Redes Neurais na Avaliação de Bens – Uma comparação com a Análise de Regressão Linear - Anais do II Simpósio Brasileiro de Engenharia de Avaliações – ABDE – set/2000.
- Avaliação de Hotéis - Anais do I AVALIAR - Simpósio Brasileiro de Instituições Financeiras de Desenvolvimento - Outubro/98 - Salvador - BA.
- O Emprego de Inteligência Artificial na Avaliação de Bens - Anais do VIII COBREAP - Congresso Brasileiro de Engenharia de Avaliações e Perícias, 11/1995 e Caderno Brasileiro de Avaliações e Perícias - An0 VII - Número 82 - Abril/96, Porto Alegre - RS.
- Avaliação de Máquinas e Equipamentos Utilizando Análise de Regressão Linear - Anais do VIII COBREAP - Congresso Brasileiro de Engenharia de Avaliações e Perícias, 11/1995
- Um Modelo para Avaliação de Culturas com o uso de Análise de Risco, Anais do VII COBREAP - Congresso Brasileiro de Engenharia de Avaliações e Perícias, 11/1993.
- Um Modelo para Avaliação de Culturas com o uso de Análise de Risco, Caderno Brasileiro de Avaliações e Perícias, Ano III, nº 31, janeiro de 1992.
- Fundamentação e Análise de uma Avaliação - Anais do VI Congresso de Engenharia de Avaliações e Perícias -
- Cálculo Matricial p/ Aplicações em Modelos Lineares - PETROBRÁS - 1988
- Cálculo Matricial - ABRAPP - 1988
- Linhas de Financiamento no Sistema Financeiro de Habitação - NTT - 1981

RESUMO.

Mostra o emprego da análise de regressão e de redes neurais na avaliação de postos de combustíveis em situações urgentes, nas quais necessita-se obter um laudo rápido e preciso mas não se dispõe de tempo suficiente para o desenvolvimento de uma avaliação normal.

Etapas:

I)Regressão:

- *Levantamento de laudos anteriores feitos em situações de prazo normal.*
- *construção do modelo inferencial.*
- *teste do modelo com validação cruzada*

II)Redes Neurais:

- *construção do modelo de rede neural, à partir da mesma pesquisa utilizada na regressão.*

III)comparação de resultados:

- *regressão x rede neural.*

Conclusões:

1) Regressão:

1.1-Permite a obtenção de laudos com boa precisão e curto espaço de tempo, típico de situações urgentes tais como: estudos de viabilidade, troca de ativos, atualização contábil, garantia para compra de combustíveis.

1.2-Pode ser aplicada para avaliações patrimoniais e econômicas.

1.3-Para avaliações patrimoniais, o modelo foi sensível às variáveis:

- *Valor do terreno*
- *Área construída*
- *Quantidade de equipamentos*
- *Existência ou não de loja de conveniência.*

2) Quanto à Análise por Redes Neurais:

.As mesmas informações, sem modificações na forma de entrada dos dados, foram usadas para avaliação, empregando-se o programa EasyNN, programado para a criação de redes neurais. Os passos para treinar a rede foram:

2.1 - escolha da variável dependente, de maneira similar à análise de regressão;

2.2 - definição que informações serão usadas para as predições, ou seja, quais as variáveis explicativas;

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

Em trabalhos anteriores constatou-se que, em geral, mas não em todos os eventos, os resultados obtidos por redes neurais treinadas eram melhores que os obtidos pelos modelos lineares de regressão, e o valores calculados (Y_i) aproximavam-se mais dos valores obtidos na coleta de dados (Y_{real}).

Neste trabalho, também, o desempenho da rede neural treinada foi superior ao da análise de regressão linear, resultando em menores desvios e na constatação que a distribuição dos resíduos também é normal, possibilitando a construção de intervalos de confiança com facilidade..

Concluindo-se que no caso de uma avaliação, com os dados registrados neste trabalho, além de utilizar a análise de regressão linear, tem-se como boa opção o treinamento de uma rede neural.

PALAVRAS-CHAVE: Máquinas, Equipamentos, Postos, Regressão, Rede Neural