

# **O USO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA A PREVISÃO DE DEFEITOS EM ESTRADAS VICINAIS DE TERRA NO MUNICÍPIO DE AQUIRAZ - CE**

**Tercia Valfridia Lima Nunes**  
**Suely Helena de Araújo Barroso**  
**Ernesto Ferreira Nobre Júnior**

Programa de Mestrado em Engenharia de Transportes - PETRAN  
Universidade Federal do Ceará/Departamento de Engenharia de Transportes

## **RESUMO**

Este trabalho apresenta um MÉTODO de previsão de defeitos em estradas vicinais de terra, resultante de uma pesquisa realizada no município de Aquiraz, Estado do Ceará. A pesquisa teve como base os fatores que influenciam a formação dos defeitos e incorporou ao campo de trabalho recursos da Inteligência Artificial (IA), em particular das Redes Neurais Artificiais (RNAs). A técnica das RNAs é aqui aplicada como instrumento para previsão de defeitos em estradas não pavimentadas com o objetivo de auxiliar a tomada de decisão quanto às intervenções adequadas e necessárias em tais vias. A aplicação do MÉTODO foi testada na malha viária não-pavimentada de Aquiraz. Para tornar mais efetivo o uso das RNAs, optou-se ainda por desenvolver uma interface de aplicação do MÉTODO no software *Microsoft Excel 2000*. Concluiu-se que a técnica de RNA pode ser uma importante ferramenta para o processo de priorização de trechos, seleção de estratégias de manutenção e reabilitação, previsão orçamentária e alocação de recursos em vias não pavimentadas.

## **ABSTRACT**

This work presents a method of forecast of defects in vicinal land roads, resultant of a research carried through in the municipal district of Aquiraz/Ceará. The research had as base the factors that influence the formation of the defects and incorporated the work field resources of Artificial Intelligence (AI), in particular of Artificial Neural Networks (ARN). The technique of the ARNs here is applied as instrument for forecast of defects in unsurfaced roads with the objective of assisting the taking of decision how much to the adequate and necessary interventions in such roads. The application of the method was tested in the unsurfaced road mesh of Aquiraz. To become more effective the use of the ARN(s), it was still opted to developing an interface of application of the method in software *Microsoft Excel 2000*. It was concluded that the ARN technique can be an important tool for the process of priorization of routes, selection of maintenance strategies and whitewashing, budgetary forecast and allocation of resources in unsurfaced roads.

## **1. INTRODUÇÃO**

É sabido que em nível mundial mais de 80% das vias existentes nos países em desenvolvimento encontram-se não pavimentadas. O Banco Mundial (2003) estima que, em países com renda per capita inferior a \$ 765, a percentagem de vias não pavimentadas corresponda a cerca de 77% do total e, em países com renda per capita entre \$ 766 e \$ 3.036, dentre os quais se situa o Brasil, esta percentagem atinja 57%. Para o caso do Brasil, a realidade mostra que o percentual de vias não pavimentadas atinge um índice aproximado de 90 %, bem superior ao previsto.

As estradas vicinais de terra, também denominadas estradas rurais, agrovias ou ainda estradas municipais, de fundamental importância econômica e social para as comunidades rurais, representam grande parte da malha rodoviária brasileira, cerca de 83,0%. No Estado do Ceará, esse panorama não se mostra diferente. De um total de 50.374 km, isto é, toda a malha rodoviária do Estado, cerca de 77,0% são estradas vicinais, das quais, 99,0% encontram-se não pavimentadas.

A representativa extensão da malha rodoviária não-pavimentada do Estado do Ceará, do Brasil e do mundo, assim como a sua relevância para o desenvolvimento sócio-econômico justificam a necessidade de implantação de programas de manutenção regular e preventiva

dessas vias, cujo mau estado de conservação sistematicamente retarda e onera o escoamento da produção, a circulação de bens, de serviços e de pessoas entre as áreas rurais e os centros urbanos.

A necessidade de se buscar novas alternativas que auxiliem a tomada de decisão em relação às intervenções a serem executadas em tais vias, com vistas à implantação de um programa de manutenção regular e preventiva adquire uma importância específica para regiões em desenvolvimento, como o Brasil e, especificamente, para o Estado do Ceará, onde os recursos técnico-financeiros são limitados.

Uma das ferramentas de fácil implementação que pode favorecer o processo da tomada de decisão são as Redes Neurais Artificiais (RNA). Na área de gerência de infra-estrutura de transportes, no Brasil, as RNAs têm sido utilizadas com sucesso por alguns pesquisadores.

Brega (1996) demonstrou que as RNA são capazes de avaliar as condições de pavimentos e indicar quais intervenções devem ser empreendidas. O autor obteve como resultado a classificação da condição do pavimento em cinco categorias: péssimo, ruim, regular, bom, ótimo; além de mostrar o tipo de restauração a ser empreendida.

Rodgher & Oda (1997) realizaram um trabalho que trata da previsão de defeitos em estradas não pavimentadas por meio da utilização das RNA com base em características geotécnicas, climáticas, geométricas e de tráfego. As autoras obtiveram como resultado um desempenho de 88% e concluíram que as Redes Neurais Artificiais têm potencial de aplicabilidade na previsão de defeitos em estradas não pavimentadas.

Rodgher *et al.* (1998) apresentaram um trabalho que utilizou as Redes Neurais Artificiais para prever a seleção das atividades de manutenção e reabilitação de estradas não pavimentadas. Esse trabalho foi uma complementação do anterior, ao adicionar o critério “atividades de manutenção”. As autoras concluíram pelo reconhecimento promissor das Redes Neurais para fins da classificação de padrões.

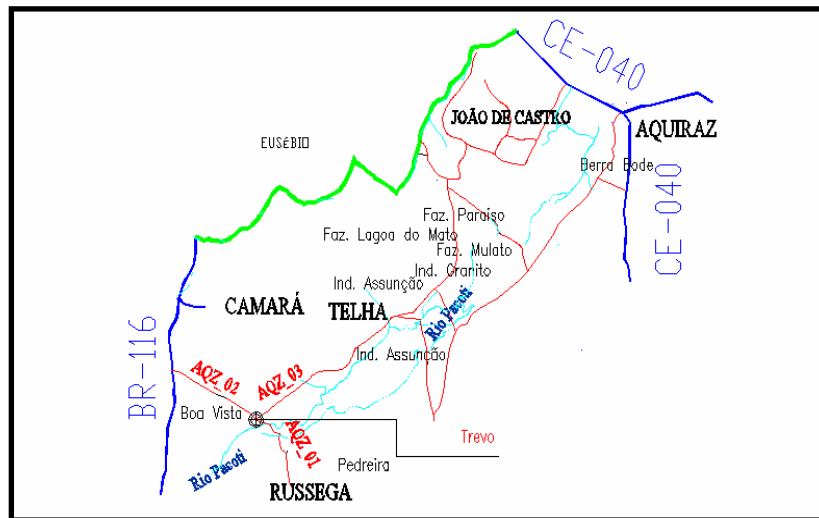
## **2. OBJETIVO**

Este trabalho apresenta o resultado de uma pesquisa experimental onde se objetivou desenvolver um MÉTODO de previsão de defeitos em estradas vicinais de terra, elaborado com base nas Redes Neurais Artificiais (RNA). O MÉTODO desenvolvido se propõe a utilizar a técnica das Redes Neurais Artificiais para estruturar e avaliar um modelo de previsão dos defeitos em estradas vicinais não pavimentadas do município de Aquiraz/CE, com fim de identificar os trechos críticos com prioridade de intervenção.

## **3. ESCOLHA DA ÁREA DE ESTUDO**

A área escolhida para estudo e aplicação do MÉTODO foi a malha de estradas de terra do município de Aquiraz, situado na porção nordeste do Estado do Ceará, Brasil, e geograficamente situado entre as coordenadas -3° 54' 05" de latitude sul e -38° 23' 28" de longitude oeste. Para seleção do trecho, a ser analisado, percorreu-se 100 km da malha rodoviária de Aquiraz, que possui aproximadamente 164 km de estradas vicinais não pavimentadas. Nesse município selecionou-se um conjunto de três estradas vicinais de terra, as quais foram denominadas AQZ\_01, AQZ\_02 e AQZ\_03. Essas estradas se interceptam em um trevo que dá acesso a BR-116 e possuem, respectivamente, extensões de 2 km, 3 km e 5

km. A figura 1 ilustra o trecho em estudo.



**Figura 1** - Mapa do trecho em estudo

#### **4. O MÉTODO**

O MÉTODO desenvolvido neste trabalho utiliza a técnica das Redes Neurais Artificiais e está baseado nas intrínsecas relações entre os defeitos presentes nas vias não pavimentadas e os atributos pré-selecionados que possam de alguma forma, fazer a previsão desses defeitos a partir de determinações mais simples como: topografia, clima, tráfego, tipo de solo e sistemas de drenagem.

A elaboração do MÉTODO foi realizada em três etapas: a inicial trata do chamado primeiro procedimento experimental que diz respeito à coleta dos dados em campo e a alguns ensaios de laboratório; a etapa intermediária aborda o segundo procedimento experimental que diz respeito ao tratamento dos dados coletados e à posterior aplicação da técnica das Redes Neurais Artificiais e, por fim, a última etapa consiste do desenvolvimento da interface de aplicação resultante dos procedimentos anteriores.

##### **4.1. Primeiro Procedimento Experimental**

Para o estabelecimento do primeiro procedimento experimental, as três estradas denominadas AQZ\_01, AQZ\_02 e AQZ\_03 foram subdivididas em sub-trechos cujos comprimentos mediam vinte ou trinta metros, resultando em um total de 300 unidades amostrais.

Executou-se em cada uma dessas estradas (que juntas perfazem uma extensão de dez km) um levantamento topográfico planoaltimétrico obtendo-se o perfil longitudinal e as seções transversais do terreno que foram traçadas de metro em metro, além dos valores de rampa. Este levantamento foi realizado com a utilização de uma Estação Total TOPCON modelo GTS 229.

Para previsão da capacidade estrutural do subleito foram executados os ensaios de análise granulométrica e limites de Atteberg. Foram realizadas também contagem manual e classificação dos veículos para o conhecimento do tráfego local, além da identificação da presença ou não de drenagem nos trechos estudados. De posse desses levantamentos organizou-se um banco de dados para cada estrada contendo valores de rampa, tipo de seção

transversal (abaulada, em calha e mista), drenagem (presente ou ausente), tipo de solo (conforme a classe HRB - Highway Research Board), clima e tráfego.

Em seguida, para que essas informações pudessem ser correlacionadas com o surgimento e agravamento dos defeitos, foram identificados e quantificados em cada unidade amostral os tipos de defeitos existentes em duas estações climáticas diferentes: seca e chuvosa. O levantamento dos defeitos foi realizado baseando-se no método de avaliação de estradas não pavimentadas desenvolvido por Eaton et al. (1987 a,b) e nas observações feitas por ODA (1995) e Fontenele (2001).

Foram então identificados em campo defeitos do tipo: secção transversal inadequada (STI), ondulações/corrugações (OND), poeira (PO), buracos/panelas (BU), afundamento de trilhas de roda (ATR), segregação de agregados (SAGR), areiões (AR), erosão (ERO) e atoleiro (ATOL).

Para a concepção do modelo de RNA utilizado no segundo procedimento experimental, foram também identificados, quantificados e priorizados durante este Primeiro Procedimento, atributos tidos como relevantes no processo de surgimento e agravamento dos defeitos em estradas de terra. Os atributos selecionados foram:

- a) rampa: são os valores de inclinação do terreno, obtidos diretamente do perfil longitudinal resultante do levantamento topográfico. Para essa pesquisa, esses valores foram agrupados em três intervalos: menores que 3 %, entre 3 % e 8 %, e maiores que 8 %, representados, para posterior utilização no segundo procedimento experimental, pelos números 1, 2 e 3, respectivamente;
- b) tipos de secção transversal: é o tipo de seção transversal predominante na unidade amostral. São obtidos do levantamento topográfico e podem ser classificados: em calha, mista e encaixada ou abaulada e encaixada, representadas, para posterior utilização no segundo procedimento experimental, pelos números 1, 2 e 3, respectivamente;
- c) sistemas de drenagem: durante a avaliação das unidades amostrais em estudo, foi constatada uma precariedade dos sistemas de drenagem presentes. Para o objeto deste trabalho, este item foi classificado em dois níveis: ausente ou presente; representados, para posterior utilização no segundo procedimento experimental, pelos números 1 e 2, respectivamente;
- d) tipos de solo: a coleta de material feita em cada unidade amostral escolhida para ser avaliada, e os consequentes ensaios laboratoriais executados, análise granulométrica e limites de Atteberg, possibilitaram a classificação dos solos encontrados pelo sistema HRB em duas grandes classes: solos granulares, os quais possuem comportamento geral como subleito de excelente a bom, representado pelo número 1; e solos argilosos e siltosos, com comportamento de regular a mau, representado pelo número 2, para posterior utilização no segundo procedimento experimental;
- e) clima: classificado em duas classes: chuva ou sol, representados, para posterior utilização no segundo procedimento experimental, pelos números 1 e 2, respectivamente;
- f) tráfego: como este estudo trata de vias de baixo volume de tráfego, o número de veículos em cada estrada avaliada permanece pouco alterado, portanto, optou-se por classificar o tráfego em três categorias: leve, misto e pesado, representadas, para posterior utilização no segundo procedimento experimental pelos números 1, 2 e 3 respectivamente, conforme as percentagens de veículos leves e pesados que operam nas estradas em estudo. Este procedimento foi adotado devido ao fato de que o volume médio diário

(VDM) do tráfego nestas estradas, ser bastante semelhante, quanto ao número, mas não quanto ao tipo de veículos, fato que foi constatado durante a contagem manual realizada *in situ*.

Os atributos descritos de *a* a *f* foram utilizados no segundo procedimento experimental como variáveis de entrada do modelo proposto e estão intimamente relacionados com os defeitos identificados nas unidades amostrais avaliadas, estes, utilizados como variáveis de saída.

## **4.2. Segundo Procedimento Experimental**

O segundo procedimento experimental constou do tratamento dos dados coletados e da posterior aplicação da técnica das Redes Neurais Artificiais para prever defeitos em vias não pavimentadas (secção transversal inadequada, ondulações/corrugações, poeira, buracos/panelas, afundamento de trilhas de roda, segregação de agregados, areiões, erosão e atoleiro), por meio de informações resultantes de avaliações feitas de uma forma mais rápida e simples, tais como: rampa, tipo de secção transversal, drenagem, tipo de solo, clima e tráfego.

Após a obtenção dos dados, por meio da execução das etapas do primeiro procedimento experimental, descritas anteriormente, este segundo segmento do MÉTODO proposto consistiu das fases descritas nos sub-itens 4.2.1 a 4.2.3.

### *4.2.1 Ordenação das Variáveis de Entrada e Saída*

Com o objetivo de se utilizar os dados coletados como variáveis de um modelo de Rede Neural Artificial, uma primeira providência fez-se necessária: a verificação da existência de qualquer relação entre os padrões de entrada com os que se desejam estimar. Para este estudo, o processo se deu pela observação do contexto do modelo de previsão proposto, identificação dos seus atributos gerais e pelo estabelecimento da relação dos mesmos com os indicadores de ordenamento de alternativas para o problema em questão. Dessa forma, torna-se necessário fazer a ordenação das variáveis de entrada e saída.

As variáveis de entrada foram definidas partindo da premissa defendida por Santos *et al.* (1988), de que os defeitos mais comuns em estradas de terra têm como causas principais: a falta de capacidade de suporte do subleito, o mau-desempenho da superfície de rolamento e a deficiência do sistema de drenagem. São elas: tráfego, drenagem, clima, tipo de secção transversal, tipo de solo e valores de rampa.

As variáveis de saída foram determinadas com base nos trabalhos de Eaton *et al.* (1987a) e nas observações feitas por Oda (1995) e Fontenele (2001). Essas variáveis foram colocadas por ordem crescente de prejuízo na via e são as seguintes: poeira (PO), segregação de agregados (SAGR), ondulações (OND), erosão (ERO), areião (AR), buracos (BU), afundamento de trilhas de roda (ATR), secção transversal inadequada (STI) e atoleiro (ATOL).

### *4.2.2 Definição de Topologias e Parâmetros para as Redes Neurais Artificiais*

Um importante passo para a proposição de uma RNA é estabelecer a arquitetura da Rede Neural Artificial que será testada e definir o simulador a ser utilizado. Para este trabalho optou-se pelas redes Multilayer Perceptron (MLP), devido a sua freqüente utilização nos problemas de classificação de padrões na área de transportes.

Nesta fase do segundo procedimento experimental foram propostas várias classes topológicas de RNA, com variações, num primeiro momento, na definição das variáveis e, posteriormente, na disposição das estruturas das camadas de entrada, intermediária e de saída.

#### *4.2.3 Treinamento, Validação e Teste*

Esta etapa é composta dos procedimentos, denominados aqui PRC01, PRC02, e PRC03, a serem executados para a aprendizagem da RNA por meio da simulação que envolve o treinamento, a validação e o teste.

##### *PRC 01 Formação das Partições de Treinamento, Validação e Teste*

Uma vez definidos os conjuntos de dados, os mesmos devem ser divididos de forma aleatória em três diferentes partições destinadas a cada uma das três fases do modelo de RNA e que são as seguintes:

- treinamento: 50% dos casos considerados;
- validação: 25% dos casos considerados;
- teste: 25% dos casos considerados.

Dentro de cada uma das três partições (P), deve-se fazer seis sub-partições (SBP) possíveis caracterizadas da seguinte forma:

- P 01 – SBP 01 – treinamento (50%), validação (25%) e teste (25%);
- P 01 – SBP 02 – treinamento (50%), teste (25%), validação (25%);
- P 01 – SBP 03 – validação (25%), treinamento (50%) e teste (25%);
- P 01 – SBP 04 – validação (25%), teste (25%) e treinamento (50%);
- P 01 – SBP 05 – teste (25%), validação (25%) e treinamento (50%);
- P 01 – SBP 06 – teste (25%), treinamento (50%) e validação (25%).

Obtiveram-se então, para este trabalho, 18 (dezoito) redes para cada um dos dois tipos básicos de topologia propostas: 6 – X – 9 e 6 – X – 27. A título de esclarecimento, a letra “X” significa que a camada intermediária foi testada com número variado de neurônios.

##### *PRC 02 Parâmetros de Controle da Aprendizagem*

Os parâmetros variáveis de aprendizagem são:

- o número de neurônios ocultos (m): não há uma regra específica para determiná-lo;
- a taxa de aprendizagem ( $\eta$ ): indica o quão suave se dá a atualização dos pesos;
- o mometum ( $\alpha$ ): acelera o treinamento em regiões planas da superfície de erro.

De acordo com a determinação dos pesos iniciais e o encaminhamento na superfície de erros, esses parâmetros vão sendo modificados de modo a “rastrear” a superfície, onde o momentum representa a direção e a taxa de aprendizagem representa o tamanho do passo, na procura do ponto mínimo global.

##### *PRC 03 Critérios para a Escolha do Melhor Modelo de RNA Treinado*

Dois critérios foram usados para definir qual o modelo de RNA mais adequado para o trabalho em questão: o erro quadrático médio amostral-EQM (ver expressão 1) e o coeficiente de determinação  $r^2$  (ver expressão 2) no conjunto de dados de validação.

Para este trabalho, o parâmetro usado como indicador de desempenho do modelo de RNA foi o erro quadrático médio amostral, pois, quanto menor este erro no conjunto de validação,

melhor a arquitetura de RNA a ele associada.

$$EQM = \sum_{i=1}^n (d_i - y_i)^2 \quad (1)$$

em que:

$d_i$ : saída esperada no neurônio  $i$ ;

$y_i$ : saída gerada pela RNA treinada no neurônio  $i$ ; e

$n$ : número de eventos.

Para se analisar até que ponto os valores estimados pelo modelo de RNA escolhido estão relacionados com os valores reais, fez-se uso do coeficiente de determinação ( $r^2$ ), medida estatística associada à dispersão dos pontos ao redor da reta de regressão.

$$r^2 = \frac{S_y^2 - S_e^2}{S_y^2} = 1 - \frac{(s_e)^2}{(s_y)^2} \quad (2)$$

em que:

$(S_e)^2$ : erro padrão da estimativa; e

$(S_y)^2$ : variância dos valores observados.

### 4.3. Terceiro Procedimento Experimental

O terceiro procedimento experimental consistiu no desenvolvimento da interface de aplicação do MÉTODO com a finalidade de tornar mais efetivo o uso das RNAs, uma vez que o uso e a compreensão dessa técnica dificulta a sua utilização. Elaborou-se assim, no software *Microsoft Excel 2000*, uma interface de aplicação capaz de simular o comportamento da RNA melhor estruturada. Essa interface exibe resultados-saídas (defeitos) correspondentes às entradas (atributos) de cada trecho da via em exame. Após a alimentação das entradas, a interface mostrará automaticamente as variáveis de saída (defeitos com seus respectivos graus de severidade), assim como um índice de priorização dos trechos avaliados.

Para se reproduzir o comportamento de uma RNA treinada em planilha eletrônica, se faz necessária a consideração dos seguintes dados: função de ativação utilizada pelo simulador, arquitetura da rede associada e valores dos pesos das conexões entre nós e dos *bias* associados a cada nó. De posse desses dados, parte-se para a replicação do modelo treinado e validado, obedecendo à sua arquitetura, isto é, o número de neurônios presentes em cada camada.

## 5. RESULTADOS OBTIDOS

### 5.1. Resultados Obtidos no Primeiro Procedimento Experimental

Foram obtidos no primeiro procedimento experimental os defeitos (STI, OND, PO, BU, ATR, SAGR, AR, ERO e ATOL) para as estradas AQZ\_01, AQZ\_02 e AQZ\_03, além dos valores de rampa, tipo de seção transversal, drenagem, tipo de solo, clima e tráfego.

### 5.2. Resultados Obtidos no Segundo Procedimento Experimental

Uma vez definidos os conjuntos de dados, feitas as partições, propõem-se algumas topologias, para então ter início o processo de treinamento no simulador adotado. As arquiteturas propostas diferem em dois aspectos descritos a seguir:

- variáveis de entrada e saída: podem ser definidas conforme o tipo de problema a ser resolvido. Para este estudo foram propostas duas arquiteturas principais: a primeira, 6 – X

- 9, cujas variáveis de entrada e as de saída foram definidas como inteiras; e a segunda, 6 – X – 27, cujas variáveis de entrada foram definidas como inteiras e as de saída foram definidas como booleanas (cada padrão de saída é verdadeiro ou é falso);
- quanto ao número de neurônios intermediários: esta escolha, em geral, é feita por experimentação, isto é: faz-se necessário testar redes com várias arquiteturas. Vale ressaltar que cada configuração deve ser testada para todos os três conjuntos de dados. Para este estudo foram realizados 216 treinamentos para a primeira topologia proposta (6 – X – 27) e 180 para a segunda (6 – X – 9), variando os parâmetros de números de neurônios intermediários, procedimento que perdurou cerca de dois meses.

Definidas as topologias propostas, foi dado início ao processo de aprendizado da rede, a dizer: treinamento e validação.

Em uma primeira abordagem foram submetidas ao treinamento as redes com a arquitetura do tipo 6 – X – 27, cujas variáveis de saída foram definidas como booleanas. Em seguida foram submetidas as redes com arquitetura do tipo 6 – X – 9, para as quais todas as variáveis foram definidas como reais. Após diversas tentativas de treinamento com as topologias propostas, não foram obtidos resultados satisfatórios. Para o tipo 6 – X – 27, o simulador não aceitava algumas variáveis de saída, nas quais mais de 90% das ocorrências pertenciam a um mesmo padrão.

Já com relação ao tipo 6 – X – 9 o treinamento foi iniciado mas, mesmo variando os valores de momentum e taxa de aprendizagem, não houve êxito. Apesar da taxa de validação atingir valores altos, fato indicativo de que a rede conseguiu extrair regras dos exemplos apresentados, o erro médio não se manteve dentro do valor estabelecido (0,05), ou seja: a rede não aprendeu. Vale lembrar que, de acordo com a literatura especializada, normalmente se exige que o erro médio durante o treinamento e validação seja inferior a 5%.

Diante dessa circunstância, optou-se por uma segunda abordagem para o problema dos dados: testar uma outra estrutura de dados, por meio de hierarquização, isto é, associação de pesos às entradas e saídas, buscando relacioná-las cada vez melhor e tornar mais claro para a rede neural artificial as diferenças existentes entre elas com o intuito de minimizar o erro.

No que concerne às entradas, estabeleceu-se uma ordem hierárquica com base no grau de prejuízo relacionado à interrupção do tráfego na via. Assim, observa-se na tabela 1 que as variáveis de entrada estão dispostas em ordem crescente, com relação aos pesos atribuídos. A hierarquização na direção horizontal seguiu uma mesma razão de valores que na direção vertical: uma potência de dez.

**Tabela 1 - Associação de pesos às variáveis de entrada**

Entradas											
Tráfego		Drenagem		Clima		S. Transversal		Solo		Rampa	
Inicial	final	inicial	final	inicial	final	inicial	final	inicial	final	inicial	final
1	0	2	0	2	0	1	0	1	0	2	0
2	10	1	100	1	1000	2	10000	2	100000	1	1000000

Com relação às saídas, procedeu-se da mesma maneira, ou seja, os defeitos foram dispostos em ordem crescente, relacionados no critério prejuízo à via em termos de interrupção do

tráfego. Neste caso, por exemplo, o defeito considerado como o causador de interrupção do tráfego na via e, por isso detentor dos maiores pesos é o atoleiro. Os resultados obtidos estão exibidos na tabela 2.

**Tabela 2** - Associação de pesos às variáveis de saída

Classes	Saídas																	
	PO		SAGR		OND		ERO		AR		BU		ATR		STI		ATOL	
	inicial	10 <sup>x</sup>	inicial	10 <sup>x</sup>	inicial	10 <sup>x</sup>	inicial	10 <sup>x</sup>	inicial	10 <sup>x</sup>	inicial	10 <sup>x</sup>	inicial	10 <sup>x</sup>	inicial	10 <sup>x</sup>	inicial	10 <sup>x</sup>
0	0	00	0	00	0	00	0	00	0	00	0	00	0	00	0	00	0	00
I	1	01	1	02	1	03	1	04	1	05	1	06	1	07	1	08	1	09
II	2	02	2	03	2	04	2	05	2	06	2	07	2	08	2	09	2	10
III	3	03	3	04	3	05	3	06	3	07	3	08	3	09	3	10	3	11
IV	4	04	4	05	4	06	4	07	4	08	4	09	4	10	4	11	4	12
V	5	05	5	06	5	07	5	08	5	09	5	10	5	11	5	12	5	13
VI	6	06	6	07	6	08	6	09	6	10	6	11	6	12	6	13	6	14
VII	7	07	7	08	7	09	7	10	7	11	7	12	7	13	7	14	7	15

Os resultados expostos nas tabelas 1 e 2 indicam os novos valores de variáveis de entrada e saída com os quais a rede de arquitetura 6 – X – 9 foi treinada.

De posse desses novos valores de entradas e saídas, reiniciou-se o treinamento no simulador, variando o número de neurônios intermediários, o momentum e a taxa de aprendizagem. Assim, contornado o problema inicial, foram escolhidos alguns modelos que se mantiveram dentro dos padrões estabelecidos: erro médio menor que 0,05, erro máximo inferior a 0,15 e taxa de validação superior a 85%. Esses padrões estabelecidos representam os critérios de parada do treinamento para que o modelo de RNA seja considerado validado.

Depois de avaliar, cuidadosa e exaustivamente, o desempenho dos modelos de redes com diferentes configurações quanto ao número de camadas e neurônios intermediários, o modelo eleito como melhor opção foi o de arquitetura 6 – 10 – 9: seis neurônios na camada de entrada, dez na camada intermediária e nove na camada de saída. Observou-se que de um total de 75 exemplos de validação, o modelo eleito teve um desempenho de 96%, o que quer dizer que obteve êxito em 72 exemplos.

Em seguida, submeteram-se esses modelos escolhidos à última etapa da simulação - o teste - cujo objetivo é representar o comportamento da RNA em uma situação real, isto é, mediante valores que não foram previamente apresentados a ela na etapa de treinamento. O parâmetro usado como indicador do desempenho do modelo foi o erro quadrático médio (EQM).

Depois de avaliar, cuidadosamente e exaustivamente, o desempenho dos modelos de redes com diferentes configurações quanto ao número de camadas e neurônios intermediários, o modelo eleito como melhor opção foi o de arquitetura 6 – 10 – 9: seis neurônios na camada de entrada, dez na camada intermediária e nove na camada de saída.

Para se analisar até que ponto os valores estimados pelo modelo de RNA escolhido está relacionado com os valores reais, fez-se uso do coeficiente de determinação ( $r^2$ ).

A seguir, observa-se, nas tabelas 3, 4 e 5, o Erro Quadrático Médio no conjunto de dados de validação, assim como o coeficiente  $r^2$ , e o desempenho médio da RNA para cada uma das

variáveis de saída, este último calculado no conjunto de dados de teste.

**Tabela 3 - Erro Quadrático médio e por variável de saída no conjunto de validação**

Erro médio e por variáveis de saída - classe de defeitos (%)									
PO	SAGR	OND	ERO	AR	BU	ATR	STI	ATOL	Médio
2,67	0,48	3,05	2,89	0,48	5,26	4,20	1,50	0,64	<b>2,35</b>

**Tabela 4 - Coeficiente de determinação médio ( $r^2$ ) e por variável de saída**

Coeficiente de determinação ( $r^2$ ) médio e por variáveis de saída									
PO	SAGR	OND	ERO	AR	BU	ATR	STI	ATOL	Médio
0,990	0,988	0,984	0,987	0,986	0,987	0,987	0,946	0,893	<b>0,97</b>

**Tabela 5 - Desempenho médio e por variável de saída no conjunto de teste**

Desempenho médio e por variáveis de saída (%)									
PO	SAGR	OND	ERO	AR	BU	ATR	STI	ATOL	Médio
98,80	99,35	95,63	92,64	94,09	81,92	85,53	84,82	86,35	<b>91,01</b>

Observa-se nas tabelas 3, 4 e 5 que tanto o Erro Quadrático Amostral, quanto os outros dois parâmetros utilizados: o coeficiente de determinação e o desempenho (relação entre a quantidade de acertos e a quantidade de dados testados) foram calculados para cada variável separadamente. Isto mostra que interatividade entre o modelo de RNA eleito e as características previstas varia um pouco, pois quanto maiores esses parâmetros mais fiéis são as relações entre as variáveis de entrada e saída extraídas pelo modelo.

### 5.3. Resultados Obtidos no Segundo Procedimento Experimental

A Interface de Aplicação do MÉTODO está representada por uma planilha desenvolvida no *software Microsoft Excel 2000* que simula o funcionamento do modelo de RNA que obteve o melhor desempenho. Esta planilha, segundo critérios com as quais foi instruída, também apresenta uma ordem de priorização das unidades amostrais, conforme a quantidade de defeitos e os seus respectivos graus de severidade. Pela observação do ambiente gráfico da planilha eletrônica mostrada na figura 2, constata-se a simplicidade que confere facilidade de operação ao usuário não habituado aos *softwares* sofisticados.

MÉTODO DE PREVISÃO DE DEFEITOS EM ESTRADAS NÃO PAVIMENTADAS		
Trecho(n):	10	
Nome :	AQUIRAZ	
REDES NEURAIS ARTIFICIAIS		
ENTRADAS		RESULTADOS
Tráfego	2	Poeira
1-Leve		Segregação de Agregados
2-Misto		Ondulação
3-Pesado		Erosão
Drenagem	1	Areião
1-Ausente		Buracos
2-Presente		Afundamento de Trilhas de Rodas
Clima	2	Seção Transversal Inadequada
1-Chuvoso		Atoleiro
2-Seco		Baixa e Média
Seção Transversal	1	Sem o Defeito
1-Em Calha		Sem o Defeito
2-Mista		Sem o Defeito
3-Abaulada e Encaixada		Sem o Defeito
Tipo de Solo	2	Baixa, Média e Alta
1-Granular		Média
2-Siltoso e Argiloso		
Rampa	3	
1-Menor que 3%		
2-Entre 3% e 8%		
3-Maior que 8%		
		NÍVEIS DE PRIORIDADE
		Trecho 1
		Trecho 2
		Trecho 3
		Trecho 4
		Trecho 5
		Trecho 6
		Trecho 7
		Trecho 8
		Trecho 9
		Trecho 10

**Figura 2 - Interface de Aplicação do MÉTODO proposto**

A disposição da planilha é bastante simples. Os campos a serem preenchidos pelo usuário estão dispostos da seguinte maneira: o nome da unidade amostral que se quer avaliar, denominada na interface como trecho, no canto superior esquerdo e logo abaixo, aparecem os campos a serem preenchidos com os dados de entrada (atributos).

No canto direito da planilha, aparecem os campos que serão preenchidos automaticamente na medida em que esta seja alimentada com as entradas: os defeitos previstos pelo modelo de RNA treinado e um índice de priorização dos trechos ou unidades amostrais que mais necessitam de intervenção.

É importante destacar, em relação à interface desenvolvida, sua facilidade para incluir novas características, isto é a possibilidade de atualização da mesma, bastando para isso que o modelo de Rede Neural Artificial escolhido seja treinado novamente e os novos valores dos pesos e dos *bias* sejam substituídos.

## **6. CONCLUSÃO**

Os resultados obtidos por meio da aplicação do MÉTODO proposto demonstraram que o modelo de Rede Neural Artificial eleito, quando submetido a uma situação real, isto é, mediante valores de entrada não previamente conhecidos por ele, apresentou um erro quadrático médio de 2,35; coeficiente de determinação médio ( $r^2$ ) de 0,97 e um desempenho de 91%, o que supera os índices mínimos referidos na literatura especializada ratificando a viabilidade da RNA para reconhecimentos de padrões de defeitos e severidades em estradas de terra.

Esse trabalho mostrou a possibilidade de se aplicar o MÉTODO desenvolvido na previsão dos defeitos em vias não pavimentadas a partir da identificação de características locais facilmente levantadas em campo tais como: rampa, seção transversal, drenagem, tipo de solo, clima e tráfego. Concluiu-se que a aplicação da técnica de RNA pode ser uma importante ferramenta para o processo de priorização de trechos, seleção de estratégias de manutenção e reabilitação, previsão orçamentária e alocação de recursos em vias não pavimentadas.

Cumprе ressaltar que a técnica desenvolvida nesse trabalho está restrita ao município de Aquiraz, podendo ser aplicada a outros municípios desde que as RNAs sejam treinadas de acordo com as características específicas de cada local onde se deseje efetuar a sua aplicação.

O modelo treinado reage bem às situações adversas desde que o conjunto de dados seja suficientemente numeroso para que haja êxito na generalização do “conhecimento” adquirido pela Rede Neural Artificial validada.

Reconhece-se utilitário, conveniente e oportuno, o aperfeiçoamento do MÉTODO e do banco de dados interno ao mesmo com derivação e extensão para abrangência não só dos defeitos, mas também da seleção das atividades de manutenção com a indicativa consideração de fatores como tempo e custo, cuja serventia a um programa de manutenção preventiva se apresenta evidente.

As constatações decorrentes do MÉTODO tendem a enriquecer as experiências com uso de RNAs efetuadas na área de infraestrutura de transportes, já bem sucedidas e motivar as pesquisas no campo de investigação científica correlato. Além disso, indicam que é possível o

desenvolvimento de ferramentas ágeis e de fácil manuseio para uso prático, tornando mais efetivo o uso das Redes Neurais Artificiais na área de transportes.

A despeito das restrições descritas, a racionalização do processo de coleta de dados (típica do primeiro procedimento experimental) aliada à disponibilidade da Interface de Aplicação favorece o uso do MÉTODO por usuários não especializados; o que condiz com a aplicabilidade do MÉTODO pelos poderes públicos municipais brasileiros.

Sob o ponto de vista da viabilidade econômica da aplicação do MÉTODO considera-se a relação custo/benefício francamente favorável à implementação do mesmo, de uma parte por conta dos benefícios que o MÉTODO confere ao sistema de gerências de vias, em especial à atividade de manutenção e em seguida pela relativa acessibilidade de todos os procedimentos experimentais: levantamentos, coletas de dados, ensaios laboratoriais, aquisição e operação do simulador de RNA e Interface de Aplicação, cujos custos são compatíveis com a realidade orçamentária dos municípios brasileiros.

#### REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BANCO MUNDIAL (2003) In <http://www.bancomundial.org>
- Brega, J. R. F. (1996) A Utilização de Redes Neurais Artificiais em um Sistema de Gerência de Pavimentos. Tese Doutorado. *Escola de Engenharia de São Carlos*. São Paulo.
- Eaton, R. A. e S. Gerard e D. W. Cate. (1987a) Rating Unsurfaced Roads - A Field Manual for Mensuring Maintenance Problems. Special Report. 87-15 U. S. Army Corps of Engineers. Cold Regions Research & Engineering Laboratory.
- Eaton, R. A. e S. Gerard e R. S. Datillo (1987b) A Method for Rating Unsurfaced Roads. Transportation Research Board, n. 1434, p. 85-91.
- Fontenele, H. B. (2001) Estudo para Adaptação de um Método de Classificação de Estradas Não pavimentadas às Condições do Município de São Carlos/SP. Dissertação Mestrado. *Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo*.
- Oda, S. (1995) Caracterização de uma Rede Municipal de Estradas Não pavimentadas. Dissertação Mestrado - *Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo*. São Paulo.
- Rodgher, S. F. e S. Oda, (1997) Previsão de Defeitos em Estradas Não pavimentadas através do Uso de Redes Neurais Artificiais. *I Simpósio internacional de Pavimentação de Rodovias de Baixo Volume de Tráfego. Anais*. v. 2, p. 617-626, Rio de Janeiro.
- Rodgher, S. F. e S. Oda e J. L. Fernandes Junior e G. T. P. Fabbri e M. H. A. Soria (1998) Uso de Redes Neurais Artificiais na Seleção de Atividades de Manutenção e Reabilitação de Estradas Não pavimentadas. *XII Congresso de Ensino e Pesquisa em Transportes – ANPET. Anais*. v. 1, p. 183-196, Fortaleza.
- Santos, A. R. e E. L. Pastore e F. Augusto JR. e M. A. Cunha (1988) Estradas Vicinais de Terra. Manual Técnico para Conservação e Recuperação. 2 ed, Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo, São Paulo.
- Wostenholme, S. (2001) Easy NN Plus. Neural planner software. In <http://www.easynn.com>.

---

Tercia Valfridia L. Nunes ([tercia@det.ufc.br](mailto:tercia@det.ufc.br))

Suelyly Helena de Araújo Barroso ([suelyly@det.ufc.br](mailto:suelyly@det.ufc.br))

Ernesto Ferreira Nobre Júnior ([nobrejr@det.ufc.br](mailto:nobrejr@det.ufc.br))

Departamento de Engenharia de Transportes, Universidade Federal do Ceará.

Campus do Pici s/n – Fortaleza, CE, Brasil.