

## APLICAÇÃO E AVALIAÇÃO DE UMA REDE NEURAL ARTIFICIAL PARA ESCOLHA DE ÁREAS PARA ATERRO SANITÁRIO

João Osvaldo Rodrigues NUNES\*

Tiago Matsuo SAMIZAVA \*\*

Nilton Nobuhiro IMAI\*\*\*

Maria de Lourdes Bueno Trindade GALO\*\*\*\*

Rodrigo Hiroshi KAIDA\*\*\*\*\*

**Resumo:** O presente trabalho aborda duas metodologias de inferência espacial, a análise multicriterial e redes neurais artificiais (RNA). A primeira abordagem é baseada em transformações das variáveis por lógica *fuzzy* e cálculo dos respectivos pesos pelo método *analytical hierarchy process (AHP)*, proposto por Saaty (1990). A segunda abordagem é baseada em redes neurais artificiais utilizando estruturas multicamadas, com algoritmo de treinamento baseado em retropropagação de erro. Para a inferência da RNA as amostras de treinamento foram os mesmos planos de entrada transformados para a análise multicriterial, a fim de verificar o comportamento da RNA para generalização dos padrões espaciais. Dessa forma, foi feita uma análise comparativa a partir do cálculo do erro médio quadrático e tabulação cruzada dos resultados dos dois métodos de análise espacial. As abordagens foram empregadas para seleção de áreas potenciais para disposição de resíduos sólidos urbanos no município de Presidente Prudente. Como resultado verificou-se que os métodos apresentaram-se bastante coerentes com a realidade, e a RNA conseguiu reconhecer os padrões espaciais dos dados de entrada.

**Palavras-chaves:** aterro sanitário, redes neurais, lógica *fuzzy*, geomorfologia e Presidente Prudente.

**Resumen:** En este artículo se discuten dos métodos de inferencia espacial, el análisis multicriterial y redes neurales artificiales (RNA). El primer enfoque se basa en las transformaciones de las variables por la lógica *fuzzy* y en el cálculo de sus ponderaciones por el método *analytical hierarchy process (AHP)*, propuesto por Saaty (1990). El segundo enfoque se basa en redes neurales artificiales utilizando estructuras de multicapas, con algoritmo de prueba basado en la retropropagación de error. Para la inferencia de la RNA las muestras de pruebas fueron los mismos planes de entrada transformados para el análisis multicriterial para que se pudiera verificar el comportamiento de la RNA para la generalización de los patrones espaciales. Así, se hizo un análisis comparativo a partir del cálculo de error medio cuadrático y la tabulación cruzada de los resultados de dos métodos de análisis espacial. Los métodos se han aplicado para seleccionar las áreas potenciales para la disposición de residuos sólidos municipales en la ciudad de Presidente Prudente. Como resultado se encontró que los métodos presentados son bastante coherentes con la realidad, y la RNA pudo reconocer los patrones de entrada de datos espaciales.

**Palabras clave:** vertederos, redes neurales, lógica *fuzzy*, geomorfología y Presidente Prudente.

**Abstract:** This work presents the results of two methods of spatial analysis: the multi criteria analysis and artificial neural networks (ANN). Both methods are based on transformations of variables using *fuzzy* logic. The first approach applies an weighted average through weights defined by analytical hierarchy process method propose for Saaty (1990). The second method uses artificial neural networks with multilayers

---

\* joaosvaldo@fct.unesp.br – Departamento de Geografia, FCT/UNESP

\*\* tiagosamizava@yahoo.com.br - Pós-graduação em Ciências Cartográficas, FCT/UNESP

\*\*\* nnimai@fct.unesp.br - Departamento de Geografia, FCT/UNESP

\*\*\*\* mlourdes@fct.unesp.br - Departamento de Geografia, FCT/UNESP

\*\*\*\*\* rodrigohk@gmail.com – Engenheiro Ambiental

structures and an algorithm of training based on backpropagation error. Both approaches were applied on the same data set. Thus, a comparative analysis was carried on through the root square mean among these two results that was compared with cross tabulation procedure. These approaches had been used for selection of potential areas for disposal of urban solid residues of the Presidente Prudente county. The results showed that the methods actually matches the reality.

**Keywords:** fuzzy logic, geomorphology and Presidente Prudente

## 1. INTRODUÇÃO

O crescente aumento populacional dos centros urbanos tem levado ao rápido acréscimo dos resíduos sólidos domiciliares e industriais, trazendo consigo preocupações em proporções mundiais, principalmente quanto à destinação final destes resíduos. Preocupação que se agrava devido o aumento da geração de lixo per capita.

Nesse contexto, os locais destinados à disposição final dos resíduos sólidos urbanos devem possuir, além de critérios de instalação de engenharia, características ambientais favoráveis para esta finalidade, minimizando, desse modo, a poluição e risco de contaminação dos recursos naturais.

No entanto, as características inerentes à escolha de áreas para destinação final dos resíduos sólidos urbanos envolvem diversos campos do conhecimento. Em relação ao meio físico, existem diversas especificidades, como a geologia, solos, geomorfologia, hidrologia, climatologia, entre outros. Também devem ser considerados os aspectos sociais e econômicos envolvidos no processo. Dessa forma, a complexidade de análise inerente ao processo de seleção de áreas para destinação de resíduos sólidos demanda tempo e carece de tomadores de decisão ou técnicos experientes.

Nesse sentido, o geoprocessamento vem desenvolvendo fundamentos e princípios os quais possibilitam a análise geográfica para esse tipo de aplicação, através de ferramentas disponíveis em programas de aplicação SIG (Sistemas de Informação Geográfica), racionalizando tempo e fornecendo respostas confiáveis.

Como Suertegaray e Nunes (2001) relatam, é momento do tempo multidimensional, é tempo de respostas rápidas para elaboração dos RAP's, EIA/RIMA's e tantos outros relatórios técnicos que são feitos a partir de modelos preestabelecidos. Os autores ainda alertam sobre o tempo da aceleração, em que novas tecnologias são produzidas para dar suporte analítico aos estudos da natureza, como o SIG, que permitem a aceleração do registro espacializado dos dados sobre diferentes áreas, favorecem a densificação da informação sobre o espaço e, por conseguinte, instrumentalizam políticas do que fazer.

Contudo, os diversos métodos de inferência espacial que podem ser aplicados para avaliar a aptidão de áreas para disposição de resíduos sólidos devem ser avaliados, a fim de subsidiar a aplicação SIG.

Neste trabalho adotou-se duas abordagens distintas como metodologia de análise espacial, baseada em análise multicriterial e redes neurais artificiais (RNA).

A primeira abordagem, a análise multicriterial, é baseada na aplicação de funções de pertinência de conjuntos *fuzzy* e do método analítico ponderado - *Analytical Hierarch Process* (AHP). O resultado desse método de inferência produz uma superfície de variação contínua no domínio geográfico, com graus de aptidão para destinação final dos resíduos urbanos. A análise multicriterial vem sendo empregada por inúmeros autores, como Mahler e Leite (1998), Weber e Hasenack (2000) e Moreira (2001), Tsharo (2004), entre outros. Essa abordagem foi avaliada anteriormente para a área de estudo adotada neste trabalho, sendo os resultados validados com base em verificações realizadas no campo.

Outra abordagem utilizada baseia-se na inferência por redes neurais artificiais (RNA), que se caracterizam por unidades de processamento, neurônios artificiais, que se comunicam uns com os outros através de ligações, formando uma rede de processamento altamente conectada. Essa rede tem a capacidade de aprender e generalizar padrões. Pode-se citar diversos autores que utilizaram as RNA's com sucesso: Medeiros (1999), Moreira (2001), Galo (2000), Espinhosa (2004), Brondino

(2005), entre outros. Para o presente estudo de caso, o resultado da RNA também produz uma superfície que varia continuamente no espaço.

Este trabalho divide-se numa breve introdução da problemática do tema e uso dos métodos, na apresentação do material e metodologia, e nos resultados e conclusões. Uma análise comparativa dos resultados dessas duas metodologias de análise é feita para avaliar o potencial do emprego desses métodos, em especial, da RNA para este tipo de abordagem. A validação dos resultados da RNA foi realizada graças a utilização dos mesmos dados de entrada normalizados por lógica *fuzzy* na RNA, o que possibilita a análise com relação à abordagem multicriterial, adotada como sendo fiel à realidade.

## 2. MATERIAL E MÉTODO

### 2.1 Área de estudo

O município de Presidente Prudente localiza-se na porção oeste do estado de São Paulo, na região do Pontal do Paranapanema. O município possui uma área territorial de 562 km<sup>2</sup>, e uma população de 189.186 habitantes, segundo o censo de 2000 realizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). É o município de maior importância dentro do contexto do oeste paulista.



**Figura 1** - Localização da área de estudo no município de Presidente Prudente, São Paulo, Brasil.

A área de estudo situa-se na porção sul do município de Presidente Prudente, estado de São Paulo, Brasil (Figura 1), compreendendo a área urbana e adjacências. A área geográfica é definida por coordenadas planas, referenciadas ao sistema de projeção UTM (Universal Transversa de

Mercator), Datum Córrego Alegre, delimitada por coordenadas E entre 450.862 e 465.017 e N entre 7.545.744 e 7.559.199.

## 2.2 Materiais cartográficos

- Mapa planialtimétrico do município de Presidente Prudente, na escala de 1:10.000, cedidas pela Prefeitura Municipal;
- Mapa de Características das Rochas e Solos, na escala de 1:25.000, em modo analógico, obtido a partir do trabalho de Godoy (1989);
- Mapa Geomorfológico do perímetro urbano de Presidente Prudente (NUNES et al, 2006), na escala 1:25.000;
- Mapa da amostra de altitude do nível freático, advindos de cisternas (poços rasos).

## 2.3 Inferência por Análise multicriterial

O método de análise espacial adotado para representação de superfícies consiste na padronização dos parâmetros através de funções de pertinência baseadas em conjuntos *fuzzy*. Após a modelagem *fuzzy* para uma única base de mensuração adotou-se método de análise multicriterial, baseado no Processo de Análise Hierárquica – AHP (*Analytic Hierarchy Process*). Esse método também é conhecido com *fuzzy* ponderado. Para realizar o processo de análise espacial foi necessário executar diversas etapas até a geração do mapa síntese final. Tais etapas são apresentadas na Figura 2.

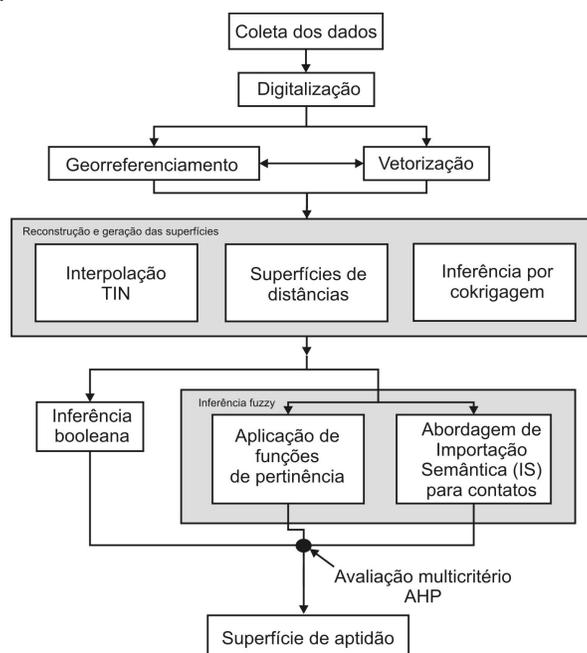


Figura 2. Etapas para inferência por *fuzzy* ponderado.

### 2.3.1 Critérios

Os critérios utilizados para avaliação da viabilidade de disposição de resíduos sólidos foram escolhidos pela disponibilidade de dados e relevância do atributo no processo de avaliação desse tipo de problema.

As variáveis foram: os compartimentos geomorfológicos, identificados a partir da fotointerpretação, na qual as classes são classificadas em topos suavemente ondulados, domínio das

vertentes e planície aluvial e alvéolos. As características das rochas e solos, com classes: depósitos cenozóicos de topos e encostas, solos rasos escaváveis, solos rasos escarificáveis, solos aluviais e aterros e bota-foras.

Outra variável adotada foi a profundidade do nível freático, estimada a partir de amostras pontuais irregulares. Também se utilizou distâncias de cursos d'água. A declividade é outro fator importante, a qual foi gerada a partir de uma grade numérica. Outros fatores que se referem aos aspectos sociais e econômicos foram evidenciados com as distâncias da malha urbana, distâncias de rodovias e estradas vicinais.

### **2.3.2 Reconstrução e geração de superfícies**

As superfícies que representam variáveis de interesse ao presente trabalho foram reconstruídas ou geradas com base em abordagens distintas. Para a declividade foi produzida uma malha TIN (rede triangular), calculada sobre valores altimétricos das curvas de nível, com base no critério Delaunay e posterior geração de representação matricial a partir de um interpolador polinomial de quinto grau incompleto.

O cálculo das distâncias de dados como rede de drenagem, rede viária e malha urbana foi feita através de uma rotina na qual o valor de cada célula é computado com base na distância mínima dessa célula às feições mais próximas adotadas como referência.

Para a profundidade do nível d'água utilizou-se procedimentos da geoestística multivariada. No caso, a cokrigagem ordinária, que se baseia no uso de uma outra variável melhor amostrada para auxiliar na inferência de uma variável sub-amostrada. A variável secundária utilizada foi a altimetria do terreno, sendo gerada a partir da representação TIN.

Por fim, para as variáveis geomorfologia e características das rochas e solos utilizou-se abordagem de importação semântica (IS) para suavização dos limites entre as classes (polígonos). Para aplicar essa abordagem foi codificada uma operação mista de campo e objeto através de uma adaptação de Moreira (2001), na qual foram aplicadas funções lineares de pertinência e operações de ponderação em relação ao potencial aptidão de áreas para disposição de resíduos sólidos.

### **2.3.3 Normalização e cruzamento**

Para a normalização/padronização das superfícies produzidas utilizou-se a inferência *fuzzy*, através de aplicação de funções de pertinência baseada nos conjuntos nebulosos. As funções de pertinência *fuzzy* utilizadas foram a sigmoideal e linear.

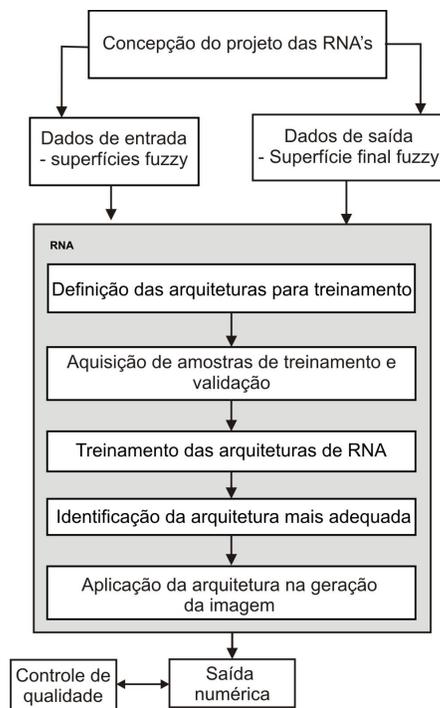
Além da transformação da escala de medida, essa conversão para uma única base de mensuração é necessária para padronizar todas as unidades dos mapas, atribuindo-lhe uma escala em comum, que dão possibilidade de agregação num mapa síntese final de aptidão (SAMIZAVA, 2006). O intervalo de padronização adotado é de um byte (0-255).

A aplicação da abordagem de importação semântica nos dados temáticos de geomorfologia e características das rochas e solos gera representações numa única escala de medida em relação ao potencial de instalação de aterro sanitário, não sendo necessário outra transformação.

Após a normalização, as variáveis foram ponderadas através do método de análise hierárquica, proposto por Saaty (1990). Ao final do processo é feita a combinação linear das superfícies das variáveis e seus respectivos pesos gerados pela técnica AHP.

### **2.4 Inferência por Redes Neurais Artificiais**

A abordagem utilizada pela inferência por RNA resulta numa superfície numérica (MNT – modelo numérico do terreno), com variações contínuas no espaço. As etapas realizadas podem ser verificadas na Figura 3.



**Figura 3.** Etapas para inferência por redes neurais, utilizando duas abordagens distintas.

Para a inferência por redes neurais utilizou-se o simulador SNNS (*Stuttgart Neural Network Simulator*). Esse simulador permite operar simultaneamente com dois conjuntos de padrões, um de treinamento e outro de validação. O primeiro é usado para o aprendizado da rede neural e o segundo para estimar o desempenho da rede neural sobre um conjunto de padrões que não foram utilizados no treinamento (ZELL et al, 1995). Os procedimentos para o treinamento foram:

#### 2.4.1 Recorte dos planos de entrada para coleta de amostra para as áreas de treinamento e validação

Os planos de entradas referem-se às superfícies normalizadas por lógica *fuzzy*. Os recortes foram feitos nos sete planos de entrada, de modo que em cada padrão de treinamento e validação estivessem presentes todos padrões espaciais de interesse (Figura 4).

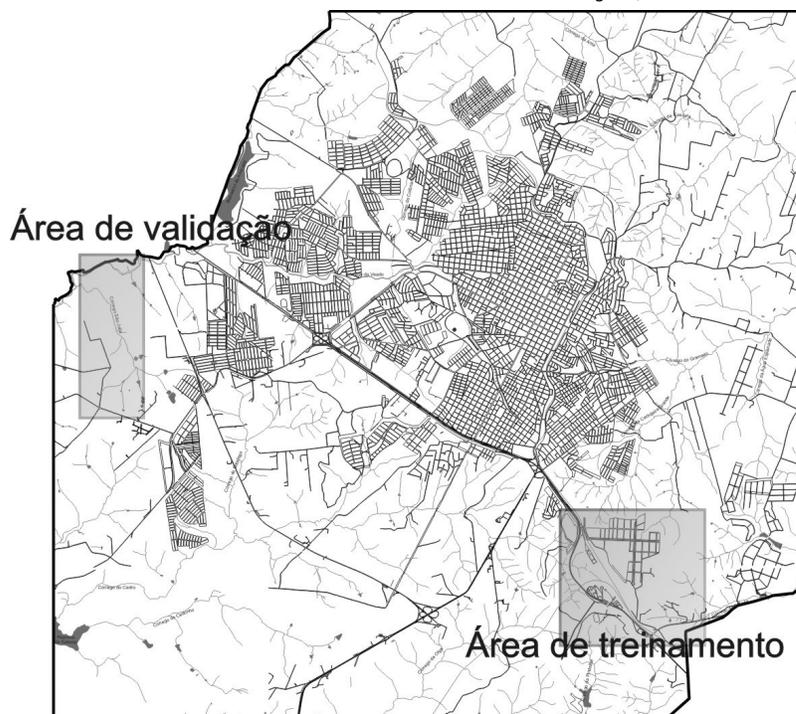


Figura 4. Localização dos elementos amostrais de treinamento e validação.

#### 2.4.2 Definição da arquitetura da rede: número de camadas escondidas e número de nós em cada camada

A camada de entrada foi definida por sete nós, referentes aos respectivos planos de entrada da RNA. A camada de saída da RNA foi definida por um nó. Foram testadas arquiteturas com uma e duas camadas escondidas e com diferentes números de nós. Uma estrutura geral das arquiteturas testadas está representada na Figura 5.

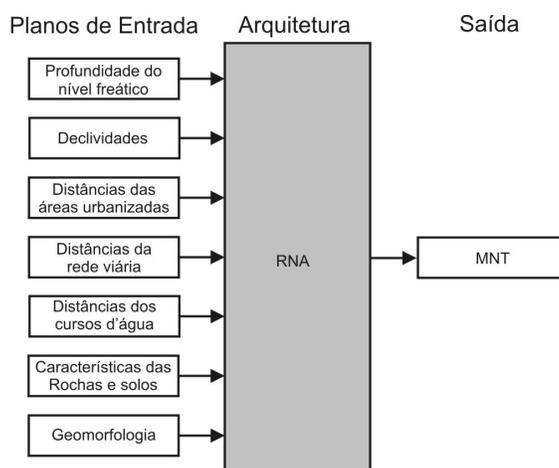


Figura 5. Estrutura geral da arquitetura da rede utilizada.

#### 2.4.3 Definição dos parâmetros de treinamento

Foi usada a função de aprendizagem *Resilient propagation* - Rprop, com valores para taxa de inicialização de 0,1 e 0,2, limite máximo de atualização do peso 50 e expoente do decaimento do peso sendo 4 e 5, com base em Zell et al (1995) e Moreira (2001).

O modo de atualização escolhido foi o *topological-order*, ou estrutura topológica, na qual os pesos são ajustados seguindo uma ordem topológica de ordenação dos nós na rede, o que significa que a primeira camada a ser processada é a de entrada, seguida pela primeira camada escondida e assim sucessivamente até a camada de saída e vice-versa.

A função de inicialização refere-se a uma definição inicial de pesos para as conexões para iniciar a rede. Nesta pesquisa foi utilizada a função *randomize weights*, a qual inicia os pesos das conexões a partir de uma distribuição aleatória dos valores. Os pesos iniciais foram definidos no intervalo entre (-1; 1). O efeito da saída de uma unidade sobre a unidade seguinte é definido por esse valor e se ele é negativo, então a conexão é inibitória, ou seja, diminui a atividade da unidade alvo; se o peso é positivo, ele é excitatório, isto é, o efeito da atividade aumenta (ZELL et al, 1995).

Número de ciclos é a quantidade de iterações usadas no treinamento da rede. Foram utilizados diferentes números de ciclos, tomando como critério de parada a estabilização da curva do erro médio quadrático das amostras de treinamento e validação.

## 2.5 Controle de qualidade

Para realizar o controle da qualidade dos resultados inferidos pela RNA foi utilizado o erro médio quadrático (EMQ), sendo a superfície de referência representada pelo mapa gerado pelo modelo *fuzzy* ponderado. O melhor resultado do EMQ foi analisado por meio de uma tabulação cruzada, calculando-se a exatidão global e o índice *kappa*.

A matriz de confusão contém um conjunto de números dispostos em linhas e colunas, os quais expressam o número de células associados com um tipo específico de classe em relação à classe temática de referência. As colunas normalmente se referem aos dados de referência (tomados como corretos) e as linhas indicam as classes obtidas de um processo de reconhecimento de padrões. Os valores da diagonal principal da matriz representam, as células que foram corretamente classificadas e a razão entre a soma destes valores pelo número total de células classificadas resulta na exatidão global da classificação.

Conforme Rosenfield e Fitzpatrick-Lins (1986 apud SARTORI, 2006), o índice *kappa* é uma medida da diferença entre a concordância real do mapeamento (correspondente à concordância entre as classes resultantes e os dados de referência, cujos valores são representados na diagonal da matriz de confusão) e a concordância casual (resultante do produto dos valores marginais das linhas e colunas da matriz de confusão).

Para o cálculo do coeficiente *kappa* e da tabulação cruzada, a grade regular que representa a superfície MNT do *fuzzy* ponderado e o resultado da RNA foram fatiados nas mesmas classes de interesse. Os limiares de corte foram definidos segundo a Tabela 1, em relação ao potencial de disposição de resíduos sólidos.

**Tabela 1.** Limiares de cortes para o fatiamento da superfície do *fuzzy* ponderado

Classe (aptidão)	Intervalo
Baixo	[0-51]
Médio baixo	]51-101]
Médio	]101-151]
Médio alto	]151-201]
Alto	]201-255]

Os valores de limiar foram estabelecidos com base no conhecimento empírico de especialista.

### 3. RESULTADOS E ANÁLISES

#### 3.1 Inferência *fuzzy* e RNA: enfoque para o comportamento da RNA

Na Tabela 2 estão apresentados a arquitetura da RNA, número de ciclos de treinamento, o erro médio quadrático da amostra de validação e o EMQ da superfície produzida em relação à superfície gerada pelo modelo *fuzzy* ponderado.

Verifica-se que a RNA que apresentou melhor resultado foi a arquitetura [7-5-1] com 5.200 ciclos de treinamento, resultando num EMQ em relação ao *fuzzy* ponderado de 3,7.

Para cada resultado da RNA foi gerada uma superfície de desvios, pela subtração da superfície inferida por RNA em relação ao *fuzzy* ponderado. Visualmente foi possível verificar que a distribuição espacial dos desvios tem correlação com o relevo, ou seja, existe uma tendência que está associada à capacidade de generalização dos padrões espaciais pela RNA.

Também é possível verificar que os dados apresentam menor valor de EMQ à medida que se aumenta o número de iterações no treinamento. Outro ponto relevante é que para a aplicação desenvolvida, a convergência para o resultado esperado é mais rápida com apenas uma camada escondida e um menor número de nós, explicitada pelo EMQ do *fuzzy* ponderado. Isso demonstra que a RNA pode reconhecer os padrões com base em uma combinação linear dos planos de entrada. Esse tipo de arquitetura de única camada escondida equivale a um modelo baseado em uma combinação linear de várias combinações lineares. Assim, o modelo final equivale ao modelo *fuzzy* ponderado produzido pela Técnica AHP. Visualmente pouca diferença pode ser notada entre as superfícies (Figura 6 e 7).

**Tabela 2.** Resultados da inferência por redes neurais.

Arquitetura da rede	Valor de atualização inicial	Limite máximo de atualização	Expoente do decaimento do peso	Número de ciclos de treinamento	EMQ da amostra de validação	EMQ em relação ao <i>fuzzy</i> ponderado
7-4-1 <sup>1,2</sup>	0,2	50	4	200	0,22796	9,0
	0,2	50	4	740	0,22734	7,7
7-5-1	0,2	50	4	200	0,00121	10,3
	<b>0,2</b>	<b>50</b>	<b>4</b>	<b>5.200</b>	<b>0,00076</b>	<b>3,7</b>
7-5-5-1	0,2	50	5	470	0,00073	8,9
	0,2	50	5	1.000	0,00052	8,3
7-10-10-1 <sup>2</sup>	0,1	50	5	300	0,21887	9,7
	0,1	50	5	750	0,21915	8,7
	0,1	50	5	1.750	0,21877	8,6

<sup>1</sup> 7-4-1 leia-se 7 nós na camada inicial, 4 uma camada intermediária de 4 nós e 1 representa um nó na camada de saída.

<sup>2</sup> A área de validação foi toda a área de estudo.

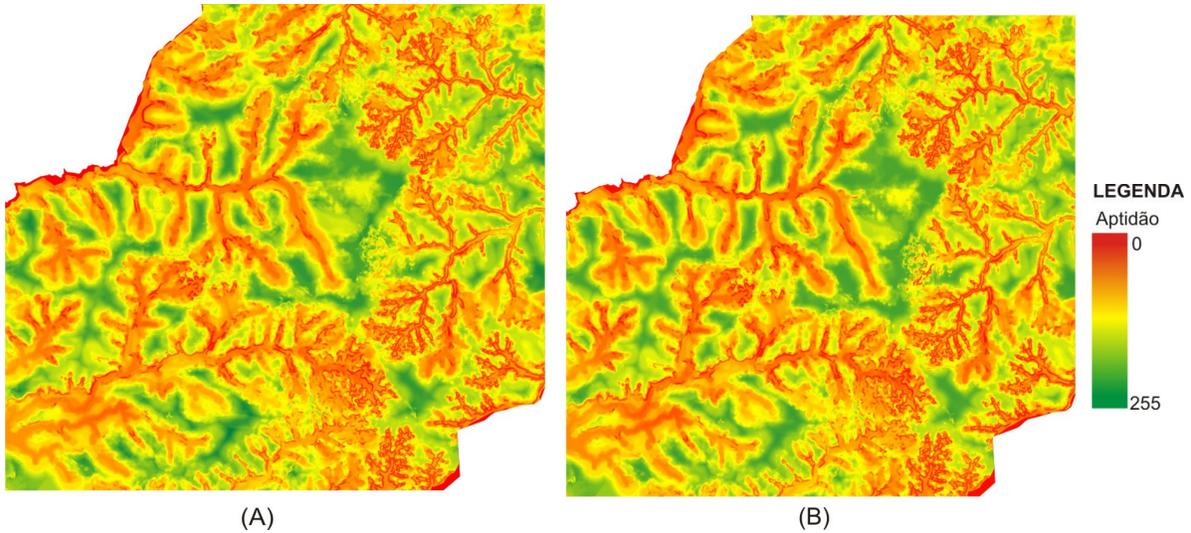


Figura 6 – Superfícies de aptidão para aterro sanitário. (A) Superfície obtida da técnica *fuzzy* ponderado. (B) Resultado da inferência por RNA.

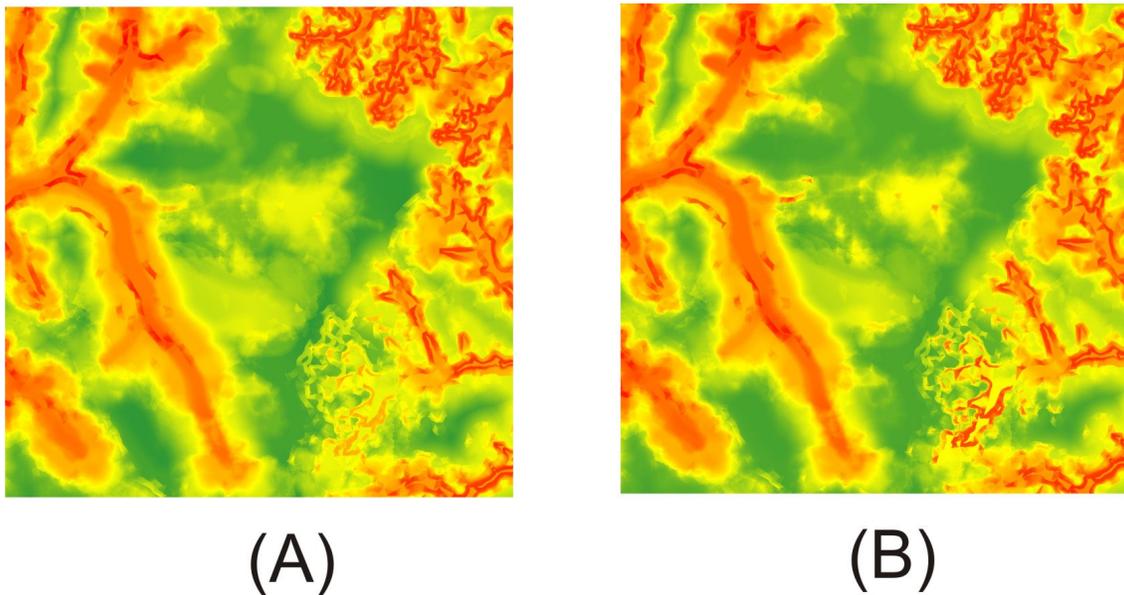


Figura 7. Detalhe do resultado do *fuzzy* ponderado e RNA. (A) Superfície obtida pela técnica *fuzzy* ponderado. (B) Resultado da inferência por RNA.

Na Figura 7 é apresentada, em escala maior, uma região inferida a partir dos dois resultados. Foi possível constatar, pela avaliação visual dessa região, que o aumento do número de interações (ciclos) a RNA melhora o reconhecimento dos padrões espaciais.

Para avaliar se resultado da inferência por RNA, usando a arquitetura [7-5-1] treinada com 5200 iterações é consistente com a superfície obtida com o *fuzzy* ponderado foi feita uma tabulação cruzada entre essas duas superfícies. Para tanto foi feito um fatiamento para geração dos mapas temáticos, com limiares descritos anteriormente. Após a tabulação cruzada foi calculado o coeficiente *kappa* e a exatidão global do mapeamento. A tabulação cruzada é apresentada na Tabela 3.

Nessa tabulação é possível verificar um baixo desvio do resultado da RNA em relação ao *fuzzy* ponderado. O maior desvio de correspondência refere-se ao mapeado como baixo potencial

pela RNA, com desvio de 0,2037, na qual do total de 526839 células mapeadas como baixo potencial na RNA 107340 células são médio-baixo potencial de acordo com o *fuzzy* ponderado.

Outro falta de concordância está relacionada com o alto potencial mapeado pela RNA, com desvio de 0,1002, ou seja, cerca de 10% foi mapeado erroneamente no médio-alto potencial, segundo o mapa de referência.

**Tabela 3.** Tabulação cruzada entre o *fuzzy* ponderado (referência) e o resultado da RNA da arquitetura [7-5-1]

		Fuzzy ponderado fatiado (referência)					Total	Desvio
		Baixo	Médio baixo	Médio	Médio Alto	Alto		
Resultado da RNA	Baixo	419499	107340	0	0	0	526839	0.2037
	Médio baixo	23	2190455	52015	0	0	2242493	0.0232
	Médio	0	799	1972542	44800	0	2018141	0.0226
	Médio alto	0	0	21082	1421394	20182	1462658	0.0282
	Alto	0	0	0	42730	383725	426455	0.1002
	Total	419522	2298594	2045639	1508924	403907	6676586	
	Desvio	0.0001	0.047	0.0357	0.058	0.05		0.0433

Foi calculada a exatidão global e o coeficiente *kappa* do mapeamento, na qual foram obtidos os valores de 0,9567 e 0,9410, respectivamente. Esses valores são considerados bastante altos, o que permite concluir que foi obtido bom resultado. Para Landis e Koch (1977 apud SARTORI, 2006) o valor do coeficiente *kappa* calculado encontra-se na faixa de 0.8-1.0, sendo, portanto uma excelente classificação de acordo com o mapa de referência.

#### 4. CONCLUSÕES

Abordagens como as apresentadas possibilitam avaliações preliminares mais rápidas e racionalização de recursos financeiros, imprescindíveis nos estudos ambientais nos dias atuais.

A inferência espacial, através de conjuntos nebulosos ou *fuzzy* se mostra como um dos métodos mais eficientes, segundo diversos autores, tais como Moreira (2001). O método possui uma capacidade de flexibilizar e ajustar dados para originar uma possibilidade maior na representação computacional do mundo real.

Quanto às redes neurais artificiais, os resultados obtidos mostram sua adequação às necessidades de produção de informação. De modo geral a saída da RNA apresentou-se com ótima qualidade, tanto em relação ao EMQ, quanto aos índices *kappa* e de exatidão global, tomando como referência a superfície produzida pelo *fuzzy* ponderado. Não é possível afirmar que os resultados produzidos pela aplicação da Técnica *fuzzy* ponderado seja isento de erros, portanto só é possível afirmar que os resultados das duas abordagens são equivalentes. O que era esperado considerando a similaridade dos modelos empregados.

Verificou-se que os testes realizados com uma camada escondida convergem mais rapidamente ao resultado, mostrando-se de menor complexidade. O menor número de camadas intermediárias e de nós representam ganho no tempo de processamento, embora um maior o número de interações possa conduzir a um melhor resultado.

Esse trabalho permitiu constatar que, para o estudo de caso, a abordagem baseada em RNAs é equivalente à abordagem baseada na aplicação de uma combinação linear na qual os pesos representam o conhecimento de especialista. Considerando a similaridade dos modelos aplicados, é possível que o mesmo ocorra em outras regiões.

## **5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

BRONDINO, N. C. M. **Estudo da influência da acessibilidade no valor de lotes urbanos através do uso de redes neurais**. 1999. 178p. Tese (Doutorado em Engenharia Civil - Transportes) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos.

ESPINHOSA, M. C. **Utilização do sensoriamento remoto orbital e redes neurais artificiais no mapeamento de macrófitas aquáticas emersas em grandes reservatórios**. 2004. 112p. Dissertação (Mestrado em Ciências Cartográficas) – Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Estadual Paulista, Presidente Prudente

GALO, M. L. T. **Aplicação de redes neurais artificiais e sensoriamento remoto na caracterização ambiental do parque estadual morro do diabo**. 2000. 197p. Tese (Doutorado em Ciências da Engenharia Ambiental) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos.

GODOY, M. C. T. F. **Mapeamento geotécnico preliminar da região urbana de Presidente Prudente - SP**. 1989. 108p. Dissertação (Mestrado em geotecnia) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Pesquisa Nacional de Saneamento Básico – 2000**. Disponível em <<http://www.ibge.com.br>>. Acesso em: dez. 2004.

MAHLER, C. F.; LEITE, L. E. H. B. C. Metodologia de seleção de áreas para implantação de aterros sanitários. **Engenharia Sanitária e Ambiental**, Rio de Janeiro, v.3, n.3, p.155-160, jul/set, 1998.

MEDEIROS, J. S. **Bancos de dados geográficos e redes neurais artificiais: tecnologia de apoio à gestão de território**. 1999. 221p. Tese (Doutorado em Geografia Física) – Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo, São Paulo.

MOREIRA, F. R. S. **Uso e técnicas de integração e análise espacial de dados em pesquisa mineral aplicadas ao planalto de Poços de Caldas**. 2001.166p. Dissertação (Mestre em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos.

NUNES, J. O. R.; FREIRE, R.; PEREZ, I. U. Mapeamento geomorfológico do perímetro urbano de Presidente Prudente-SP. In: **Simpósio Nacional de Geomorfologia**, 2006, Goiânia-GO.

SAATY, T. L. How to make a decision: the analytic hierarchy process. **European Journal of Operational Research**, North-Holland, v.48, p.9-26, 1990.

SAMIZAVA, T. M. **SIG aplicado à avaliação de áreas para instalação de aterro sanitário: estudo de caso no município de Presidente Prudente – SP**. 2006. 165p. Trabalho de conclusão (Bacharelado em Engenharia Ambiental) – Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Estadual Paulista, Presidente Prudente.

SUERTEGARAY, D. M. A.; NUNES, J. O. R. A natureza da geografia física na geografia. **Terra Livre**, São Paulo, n.17, p. 11-24, 2.semestre, 2001.

TSUHAKO, E. M. **Seleção preliminar de locais potenciais a implantação de aterro sanitário na sub-bacia da represa Itupararanga (bacia dos rios Sorocaba e médio Tietê)**. 2004. 171p. Dissertação (Mestrado em Hidráulica e Saneamento) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos.

WEBER, E.; HASENACK, H. **Avaliação de áreas para instalação de aterro sanitário através de análises em SIG com classificação contínua dos dados.** Porto Alegre: UFRS, 2000. Disponível em: <[http://www.gisbrasil.com.br/indices\\_anais.asp?edicao=2000](http://www.gisbrasil.com.br/indices_anais.asp?edicao=2000)>. Acesso em: dez. 2003

ZELL, A. et al. **SNNS: Stuttgart Neural Network Simulator.** User Manual, Version 4.1. Stuttgart, University of Stuttgart. 1995. (Report No. 6/95).