

MAPEAMENTO DE VALORES DE N SPT COMO SUBSÍDIO AO PLANEJAMENTO DE LINHAS DE TRANSMISSÃO NA AMAZÔNIA ORIENTAL

Reinis Osis, Rodolfo Mendes de Lima, Maira Dzejdzej, Afonso Henriques Moreira Santos, Luiz Czank Jr., Eden Luiz Carvalho Jr., Leandro Silva Rodrigues

▶ **To cite this version:**

Reinis Osis, Rodolfo Mendes de Lima, Maira Dzejdzej, Afonso Henriques Moreira Santos, Luiz Czank Jr., et al.. MAPEAMENTO DE VALORES DE N SPT COMO SUBSÍDIO AO PLANEJAMENTO DE LINHAS DE TRANSMISSÃO NA AMAZÔNIA ORIENTAL. Geotecnia, 2016, 137, pp.125-139. 10.24849/j.geot.2016.137.08 . hal-02270354

HAL Id: hal-02270354
https://hal.science/hal-02270354

Submitted on 7 Oct 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

MAPEAMENTO DE VALORES DE N_{SPT} COMO SUBSÍDIO AO PLANEJAMENTO DE LINHAS DE TRANSMISSÃO NA AMAZÔNIA ORIENTAL

Mapping N_{SPT} values as input to the planning of transmission lines in eastern Amazonia

Reinis Osis*
Rodolfo Mendes de Lima**
Maíra Dzedzej***
Afonso Henriques Moreira Santos****
Luiz Czank Junior*****
Eden Luiz Carvalho Junior******
Leandro Silva Rodrigues*******

RESUMO – O conhecimento de propriedades do solo é fundamental para diversos tipos de planejamento espacial, notadamente as infraestruturas lineares, tais como as linhas de transmissão. Isso ganha relevância em um contexto onde informações espaciais são restritas, como é caso da Amazônia Oriental. O objetivo deste trabalho foi realizar a espacialização da propriedade resistência do solo à penetração (N_{SPT}) com base em variáveis geomorfométricas. Modelos foram elaborados por meio de algoritmos de árvores de decisão. O melhor modelo obtido apresentou uma estatística Kappa igual a 0,58 (concordância moderada) e indica que nos terrenos com altitudes em relação ao nível do mar superiores a 21,7 m predominam maiores valores de N_{SPT}. Nos terrenos com altitudes inferiores a 21,7 m e com altura relativa inferior a 7,0 (valor adimensional), predominam os valores inferiores de N_{SPT}. A espacialização das classes de N_{SPT} com este modelo demonstrou as boas possibilidades do uso de técnicas cartográficas para o planejamento de linhas de transmissão.

SYNOPSIS – Knowledge of soil properties is essential for various types of spatial planning, notably to linear infrastructure that can reach hundreds of kilometers, such as transmission lines. This becomes relevant in a context where spatial information is restricted, as is the case of eastern Amazon. The objective of this study was to map the soil resistance to penetration (N_{SPT}) based on geomorphometric variables. Models were developed through decision tree algorithms. The best model obtained showed a Kappa equal to 0.58 (moderate agreement) and indicated that in terrain with altitudes exceeding 21.7 m predominate higher values of N_{SPT}. On land with elevations below 21.7 m and relative height less than 7.0 (dimensionless value), lower values of

* Geógrafo na iX Estudos e Projetos Ltda, Doutorando na Université du Maine, França. E-mail: reinis.osis@ixconsult.com.br
** Engenheiro Ambiental na iX Estudos e Projetos Ltda, Mestre pela Universidade Federal do Itajubá, Brasil. E-mail: rodolfo.lima@ixconsult.com.br
*** Engenheira Florestal, Doutoranda na Universidade de São Paulo, Brasil. E-mail: mairadzedzej@gmail.com
**** Professor Titular do Instituto de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Itajubá, Pós-doutor pelo CIRED, França. E-mail: afonsohms@gmail.com
***** Engenheiro Florestal na TBE (Transmissoras Brasileiras de Energia). E-mail: lcjunior@tbe.com.br
****** Engenheiro Eletricista na TBE (Transmissoras Brasileiras de Energia). E-mail: ejunior@tbe.com.br
******* Engenheiro Florestal. E-mail: leandro.engflorestal@gmail.com

N_{SPT} are prevalent. The spatial distribution of N_{SPT} classes with this model showed good possibilities of using cartographic techniques for planning of transmission lines.

PALAVRAS CHAVE – N_{SPT}, mapeamento preditivo, linha de transmissão.

1 – INTRODUÇÃO

Informações sobre propriedades do solo são fundamentais para diversos tipos de planejamento espacial, principalmente aqueles que envolvem intervenções diretas no solo em escalas quilométricas, como na construção de rodovias, ferrovias, linhas de transmissão, entre outros tipos de obras civis lineares. De acordo com a Agência Nacional de Energia Elétrica (MME, 2015) o Brasil possui cerca de 139GW de potência instalada, com previsão de expansão de 71GW no período de 2013 até 2023 (MME/EPE, 2014), sendo que as regiões norte e nordeste são responsáveis, juntas, por cerca de 70% dessa expansão.

Dentre as principais informações do solo demandadas por estas obras está a resistência à penetração ou capacidade de carga do solo, definida pelo valor N_{SPT} e obtido pelo ensaio SPT (*Standard Penetration Test*). Este ensaio é o sistema de investigação geotécnico mais utilizado no Brasil e no mundo (Odebrecht, 2003). Segundo a norma NBR 6484, este deve ser realizado a cada metro de sondagem e o valor N_{SPT} é correspondente ao número de golpes necessários para que uma haste padrão crave 30,0 cm no solo sob o impacto de um martelo de 65,0 kg caindo a 75,0 cm de altura (ABNT NBR 6484, 2001). O conjunto de valores N_{SPT} possibilita estimar uma série de parâmetros físicos do solo como coesão, ângulo de atrito e peso específico do solo, necessários para o cálculo de dimensionamento de fundações (Azevedo, 2011).

Entretanto, a obtenção destas informações geotécnicas é condicionada aos métodos diretos, como as sondagens. No contexto do planejamento de uma obra civil de grande porte, o aspecto da disponibilidade da informação pode ser crítico, pois a aquisição dessas informações é onerosa e demorada. Os custos somente em sondagens podem representar de 0,5 a 1,0% do custo total de uma linha de transmissão de 138 kV de circuito duplo (Ashcar, 1999).

Nesse sentido, o desenvolvimento de técnicas que permitam a extrapolação de informações de alto custo (como as geotécnicas) por meio de outras de menor custo (como as geomorfométricas), é muito bem-vindo neste contexto. Sturaro *et al.* (2012) destacam que embora a resistência à penetração do solo seja uma medida importante, poucos estudos têm atentado para o mapeamento e distribuição espacial deste parâmetro no Brasil. O estudo foi levado a cabo no contexto da Amazônia Oriental, que ainda é uma região em curso de transformação da paisagem (transição agrícola), sendo que a planificação do desenvolvimento territorial, bem como a conservação do meio ambiente, necessitam do conhecimento de características dos solos em vastas áreas, o que demanda técnicas mais econômicas de mensuração (Laurent *et al*., 2014).

Portanto, foi explorado um método que aproveita a interação sistêmica da paisagem para a realização de mapeamentos preditivos. O solo pode ser entendido como sendo resultante de uma série de fatores da paisagem como clima, organismos, relevo, material de origem, idade e posição no espaço (Grunwald, 2009). A equação de Jenny (1941) determina que o solo é função de uma série de variáveis ambientais independentes:

$$S = f\,(cl, o, r, p, t, \ldots) \quad (1)$$

cl – clima;
o – organismos;
r – relevo;
p – material parental;
t – tempo.

Os pontos indicam que mais variáveis podem ser incluídas na equação. Esta condição sistêmica permite que relações possam ser estabelecidas entre diferentes partes deste sistema, e que a partir destas relações sejam feitas predições. Nos meios tropicais, o relevo possui estreita relação com as condições de formação do solo (Vidal-Torrado *et al*., 2005). Numa bacia hidrográfica, tida como sistema dinâmico, aberto e indissociável, as características do solo e as formas de relevo são condicionadas pelos mesmos processos.

Entretanto, existem diferenças importantes entre as formas de aquisição de informações relativa ao relevo e aquelas relativas ao solo. A geomorfologia pode ser apreendida mais facilmente, como por exemplo, por meio de sensoriamento remoto. Já as informações relativas às características dos solos são mais difíceis de obter, pois são necessários métodos diretos como sondagens, trincheiras e perfis em estradas para obtenção de informações de suas propriedades.

Nesse sentido, aliando a demanda de informações relativas aos solos, a disponibilidade da informação geomorfológica e a inter-relação entre esses dois componentes no sistema ambiental, surgiram diversos modelos que possibilitam inferir propriedades pedológicas a partir do relevo, ou mais especificamente, a partir de variáveis geomorfométricas.

Múltiplas variáveis geomorfométricas, associadas a informações ambientais e de campo, podem ser utilizados para predição de propriedade do solo. Altitude, altura relativa e índice topográfico de umidade são variáveis comumente utilizadas para a espacialização de propriedades do solo como teor de carbono, nitrogênio, profundidade do perfil, teor de argila, disponibilidade hídrica e permeabilidade média (Sumfleth e Duttmann, 2008; McKenzie e Ryan, 1999; Laurent e Rossignol, 2004). No contexto do mapeamento de classes pedológicas, a utilização de variáveis geomorfométricas também é difundida e apresenta diversos trabalhos como Muñoz *et al*. (2011), Chagas (2006) e Ten Caten *et al*. (2012).

Para a espacialização de valores de N_{SPT}, diversos trabalhos têm utilizado com sucesso técnicas geoestatísticas como a *krigagem* (e.g. Silva, 2008; Folle, 2002). Porém para o presente caso estas técnicas se mostraram inadequadas, pois as sondagens apresentam um padrão em linha e os furos distanciam uns dos outros frequentemente em mais de um quilômetro.

Nesse sentido, o objetivo deste trabalho foi avaliar a espacialização de valores N_{SPT} com base em variáveis geomorfométricas, por intermédio de técnicas que utilizam algoritmos de aprendizado de máquina (*machine learning*) para a elaboração de modelos preditivos. Estes modelos preditivos foram elaborados utilizando-se como *input* dados pontuais de sondagens e dados espaciais de variáveis geomorfométricas, em uma adaptação da técnica utilizada por Ribeiro *et al*. (2012), que utilizou dados de sondagens a percussão e dados espaciais ambientais para elaborar um mapeamento geotécnico baseado na classificação produzida por algoritmos de redes neurais.

Os algoritmos de aprendizado de máquina possuem a capacidade de "aprender" a estrutura de um banco de dados, e com este aprendizado, construir um modelo simplificado dessa estrutura. Para o presente trabalho foram utilizados algoritmos de árvore de classificação. Uma árvore de classificação é obtida por meio da partição recursiva dos dados em subconjuntos cada vez menores (Torgo, 1999). A estrutura de uma árvore de decisão é composta por um *nó raiz,* que compreende a amostra de dados original, *nós intermediários,* que são relativos às subamostras, e *nós finais* ou *folhas*, relativas às amostras não partidas. No presente trabalho as variáveis geomorfométricas são relativas aos nós, enquanto que as folhas são as diferentes classes de N_{SPT}. Cada folha apresenta um determinado número de instâncias do banco de dados (n.º itens) e determinado número de erros (n.º erros).

O algoritmo testado, o J48, que é uma implementação em *Java* do algoritmo C4.5, considera a propriedade de ganho de informação para particionar os grupos de dados, que ficam cada vez mais homogêneos (Quinlan, 1993). Este algoritmo foi considerado como um dos mais eficientes para a resolução de problemas de classificação (Wu *et al*., 2008). A escolha deste tipo de algoritmo é devido ao modelo resultante apresentar uma estrutura simples e que permite sua utilização com procedimentos de álgebra de mapas.

2 – MATERIAIS E MÉTODOS

Considerando o contexto da pesquisa, voltada ao planejamento de linhas de transmissão, foi selecionada uma região onde existe previsão para expansão do Sistema Interligado Nacional (SIN), além da escassez de informações espaciais. A área de estudo, portanto, consiste em um polígono que abrange a linha de transmissão (LT) 230 kV Vila do Conde – Castanhal, que interliga as cidades homônimas, situadas na região nordeste do Pará (Figura 1).

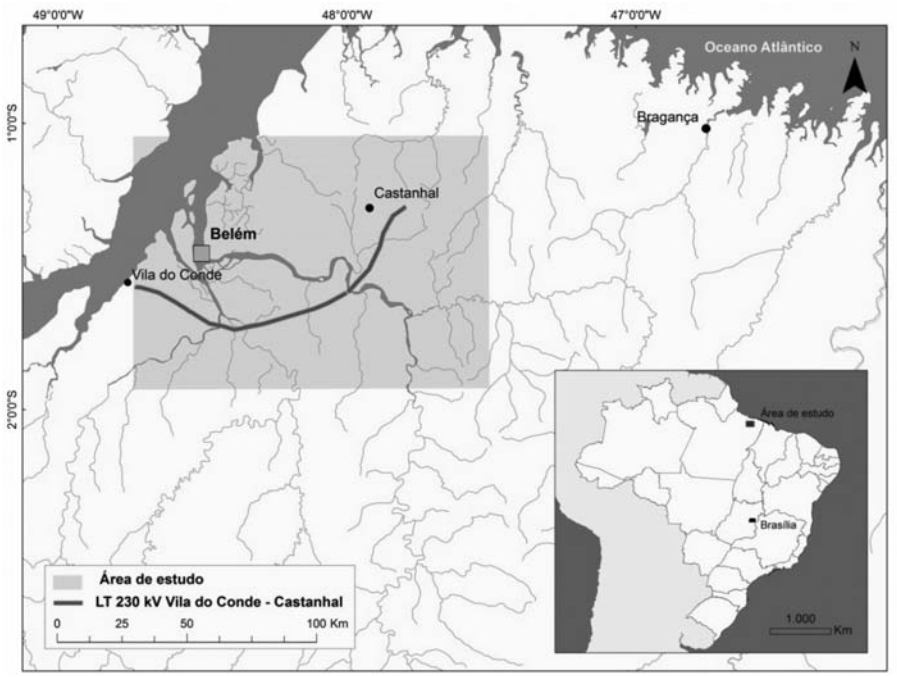


Fig. 1 – Localização da área de estudo e a Linha de Transmissão 230 kV Vila do Conde – Castanhal.

A área de estudo abrange as bacias de drenagem dos rios Moju, Acará e Guamá, todas no contexto do bioma amazônico. A geologia da região é caracterizada pela presença da Formação Barreiras, esta sendo constituída por arenitos finos a médios, conglomerados, canga ferruginosa, siltitos amarelados maciços e homogêneos e argilitos avermelhados. Também ocorrem depósitos fluviais e flúvio-marinhos quaternários (Brasil, 1974). O relevo regional é constituído pelas unidades denominadas Tabuleiros Paraenses e Planícies Fluviais. Os Tabuleiros Paraenses apresentam formas de relevo tabulares e colinas com vales pouco aprofundados, resultantes da dissecação de superfície erosiva terciária desenvolvida sobre sedimentos do Grupo Barreiras. A unidade de relevo Planície Fluvial é representada pelas planícies aluviais e áreas alagadiças associadas às principais drenagens da região (Brasil, 1974). Os solos são compostos principalmente por Latossolos Amarelos, apresentando em geral textura média. Também são importantes os solos concrecionários lateríticos. Associados às planícies fluviais ocorrem Solos Aluviais e Solos Hidromórficos, de textura indiscriminada (Brasil, 1974; Sombroek, 1966).

Os valores de N_{SPT} foram obtidos a partir de sondagens a percussão realizadas ao longo da LT 230 kV Vila do Conde – Castanhal, durante sua construção, em 2003, e também em sondagem realizadas neste projeto, totalizando 130 furos. Os ensaios foram realizados de acordo com a norma ABNT NBR 6484 (2001). Segundo Décourt (1989), os ensaios executados sob esta norma

fornecem uma medida de energia de 72% da energia teórica de queda livre. Cada sondagem possui em média 10,0 m de profundidade, sendo realizado o ensaio SPT a cada metro perfurado (Figura 2).

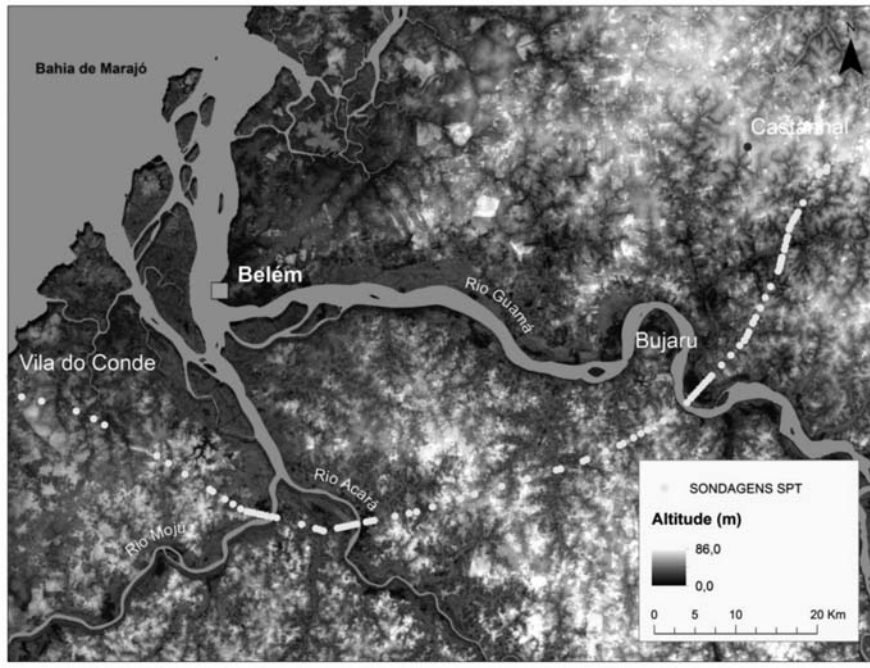


Fig. 2 – Localização das sondagens executadas durante a construção da LT 230 kV Vila do Conde – Castanhal e neste projeto.

As variáveis quantitativas do relevo foram estabelecidas com base na iniciativa *Topodata*, que disponibiliza um Modelo Digital de Elevação (MDE) e uma série de outras variáveis geomorfométricas derivadas de dados SRTM (*Shuttle Radar Topographic Mission*) para o território nacional. O processamento envolveu a interpolação por meio de *krigagem* do modelo original que possui 90 m de resolução para um modelo de 30 m, seguida da análise morfométrica do MDE gerado (Valeriano, 2005; Valeriano e Rosseti, 2008).

O MDE Topodata foi utilizado para gerar as variáveis geomorfométricas altitude, índice de rugosidade, índice topográfico de umidade, declividade e altura relativa. O MDE do SRTM, base para o *Topodata*, foi obtido com um radar de abertura sintética que operava na banda C, cuja onda interage de forma complexa com a vegetação, causando o "efeito dossel", principalmente onde ocorrem mudanças abruptas de cobertura do solo, como entre floresta e pastagem (Valeriano, 2008; Rennó, 2009). Este problema acaba por interferir na qualidade das variáveis geomorfométricas extraídas, principalmente naquelas que são geradas a partir da relação entre *pixels* vizinhos, como a declividade, e ganha maior proporção quando são considerados dados coletados junto da linha de transmissão, caracterizada por frequentemente possuir zonas de mudança abrupta de cobertura do solo. Nesse contexto, em uma tentativa de amenizar estes erros, o MDE *Topodata* foi reamostrado para *pixels* de diferentes dimensões: 60, 150 e 240 metros, com a hipótese de que *pixels* de tamanhos maiores possam evitar as distorções locais causadas pelas mudanças abruptas de cobertura do solo.

Foi elaborado um banco de dados composto por instâncias e variáveis. Cada instância representa um ponto no espaço, neste caso, uma sondagem, e as variáveis são os valores N_{SPT} e os

valores geomorfométricos de cada instância. Foi necessário que os valores de N_{SPT} fossem tratados antes de integrar este banco de dados, ou seja, transformar a série de valores de N_{SPT} ao longo do perfil em um único valor. Para isso, diferentes maneiras de resumir a variação de valores em profundidade dos furos foram utilizadas.

Os dados de cada furo foram resumidos pela média aritmética e pela mediana (siglas MED e MEDN), considerando que medidas de tendência central possam representar a variação ao longo do perfil. Também foi selecionado um grupo somente com os valores máximos de N_{SPT} (MAX), com a hipótese de que os valores máximos possam ser influenciados principalmente pelas ocorrências de crostas lateríticas, associadas às áreas de topo e encosta. Foram elaborados também outros três grupos referentes às principais camadas do perfil, CAMAD1, CAMAD2 e CAMAD3, definidos, respectivamente, pelas médias aritméticas de N_{SPT} das profundidades 1,0-3,0; 4,0-7,0 m e 8,0-10,0 m. Em seguida, estes grupos de valores foram transformados em valores categóricos (classes A e B), cujo valor limiar entre as classes foi definido pela média aritmética dos valores de N_{SPT} de cada grupo de todos os furos do banco de dados (Quadro 1).

Quadro 1 – Grupos de valores de N_{SPT} utilizados no processamento.

Sigla dos grupos	Descrição	Classes e valor limiar (N_{SPT})
MED	Média aritmética dos valores de N_{SPT} nos 10,0 m iniciais	A <20,3≤ B
MEDN	Mediana dos valores de N_{SPT} nos 10,0 m iniciais	A <20,1≤ B
MAX	Valor máximo nos 10,0 m iniciais	A <35,9≤ B
CAMAD1	Média aritmética dos valores de N_{SPT} de 1,0 a 3,0 m de profundidade	A <10,8≤ B
CAMAD2	Média aritmética dos valores de N_{SPT} de 4,0 a 7,0 m de profundidade	A <18,9≤ B
CAMAD3	Média aritmética dos valores de N_{SPT} de 8,0 a 10,0 m de profundidade	A <29,3≤ B

As variáveis geomorfométricas utilizadas para associação com os valores N_{SPT} constam no Quadro 2. Estas foram extraídas do MDE Topodata de 30 m para as resoluções de 60, 150 e 240 m com a ferramenta *Resample* do ArcMap 10.

A declividade foi utilizada considerando o seu papel no condicionamento dos processos superficiais, como nas taxas de erosão e nos movimentos de massa, bem como no comportamento dos fluxos das águas. Esta foi calculada pela ferramenta *r.slope* do *GRASS-GIS 6.4.3*. O índice topográfico de umidade, desenvolvido por Beven e Kirkby (1979), prediz a água no solo de acordo com as variáveis declividade e área de drenagem. Este foi utilizado considerando a possível influência de solos saturados na ocorrência de valores reduzidos de N_{SPT}. Esta variável foi calculada pela ferramenta *Terrain Analysis – Hydrology – Topographic Wetness Index* (TWI) do *SAGA 2.2.0.*

A altura relativa corresponde à dimensão das vertentes em função de uma referência local. Esta também foi utilizada considerando sua relação com a definição de altos e baixos topográficos, e sua influência na distribuição de zonas saturadas e também de ocorrência de crostas lateríticas. Esta foi calculada pela ferramenta *Terrain Analysis – Morphometry – Relative Heigths and Slope Positions* também do *SAGA 2.2.0.*

A variável altitude apresenta no contexto da área de estudo uma influência importante com relação à ocorrência de zonas saturadas, como planícies fluviais e flúvio-marinhas, e também a superfícies de cimeira sustentadas por crostas lateríticas. O índice de rugosidade é uma medida da heterogeneidade do terreno e é calculado para cada localização pelo resumo da alteração da elevação dentro de uma grelha de 3 × 3 *pixels* (Riley *et al*., 1999). Esta variável foi utilizada devido

Quadro 2 – Variáveis geomorfométricas utilizadas: sigla, unidades e descrição.

Sigla	Unidade	Resolução (m)	Descrição
DECLIV_30	Graus	30	Declividade em valores contínuos
DECLIV_60	Graus	60	
DECLIV_150	Graus	150	
DECLIV_240	Graus	240	
IND_30	Adimensional	30	Índice Topográfico de Umidade
IND_60	Adimensional	60	
IND_150	Adimensional	150	
IND_240	Adimensional	240	
ALT_REL_30	Adimensional	30	Altura relativa normalizada (valores contínuos)
ALT_REL_60	Adimensional	60	
ALT_REL_150	Adimensional	150	
ALT_REL_240	Adimensional	240	
ALT_30	Metros	30	Altitude, MDE *Topodata* (valores contínuos)
ALT_60	Metros	60	
ALT_150	Metros	150	
ALT_240	Metros	240	
RUG_30	Adimensional	30	Índice de rugosidade (valores contínuos)
RUG_60	Adimensional	60	
RUG_150	Adimensional	150	
RUG_240	Adimensional	240	

sua capacidade de distinguir o grau de dissecação do relevo e, possivelmente, definir zonas com solos de maior ou menor resistência, sendo calculado pela ferramenta *Raster* – Análise de Terreno – Índice de Rugosidade do *QGIS 2.10.1*.

Em seguida estes arquivos foram abertos no *QGIS 2.10.1*, juntamente com o arquivo de pontos de sondagem, para extrair as informações das variáveis geomorfométricas por meio da ferramenta *Point Sampling Tool*, sendo então o arquivo de pontos exportado para o formato *.xls com a ferramenta *XY Tools – Save atribute table as Excel file.* Estes dados foram então organizados numa planilha, sendo cada linha representando os pontos de sondagem e as colunas, os dados de propriedades do solo e as variáveis geomorfométricas. Em seguida, foi criado um arquivo segundo o padrão necessário para o tratamento no programa *WEKA 3.7* (Witten e Frank, 1999). Neste programa foi feito um processamento para cada grupo de valores de N_{SPT} descrito no Quadro 1 (variáveis classificatórias).

O processamento envolve o teste com diferentes parâmetros que permitem ajustar o algoritmo para a classificação aos dados. Os principais parâmetros testados foram o *unpruned*, que define se será induzido ou não a redução da dimensão da árvore de decisão (poda); *reducedErrorPruning*,

que reduz o erro durante o procedimento de poda; *confidenceFactor*, valor que define a intensidade da poda e o *minNumObj*, que define o número mínimo de instâncias em cada folha. Os resultados, salvos em arquivos de texto, foram então transformados em expressões condicionais (Ten Caten *et al*., 2012), utilizando o programa *ADtoSIG*, desenvolvido por Ruiz *et al*. (2011). A expressão condicional é expressa da seguinte forma:

$$\text{ifelse}(a, x, y) \quad (2)$$

onde *a* representa a condição colocada, *x* o valor se a condição for atendida, e *y* o valor se a condição não for atendida. Esta função é utilizada para representar os diferentes ramos da árvore de decisão através de múltiplas intercalações. A validação dos resultados foi feita utilizando o modo "*Use training set*". Dois índices foram utilizados para avaliar a predição: o número de instâncias classificadas corretamente e a estatística Kappa. O primeiro determina em percentagem a proporção de itens que foram classificados corretamente pelo modelo criado, sendo que foram considerados satisfatórios modelos que classificam corretamente mais de 70% das instâncias. A estatística Kappa avalia o grau de concordância entre dois julgamentos. Os valores resultantes variam de 0 a 1, e a interpretação foi feita com base nas classes definidas por Landis e Koch (1977).

3 – RESULTADOS E DISCUSSÃO

Considerando os 130 furos utilizados como base para o trabalho, foram selecionados os valores de N_{SPT} dos 10 m iniciais de cada um. Em 25 furos a profundidade não alcançou 10 m, em geral devido à presença de crosta laterítica, sendo que estes foram completados com o último valor anotado. No gráfico da Figura 3 são apresentadas as médias aritméticas e os desvios padrões por profundidade do conjunto de furos analisado.

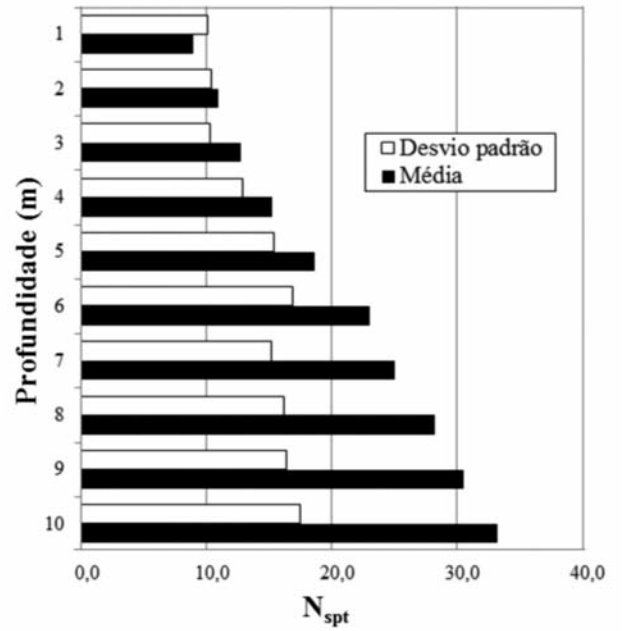


Fig. 3 – Média aritmética e desvio padrão dos valores de N_{SPT} dos furos utilizados na análise.

A média, conforme esperado, apresenta uma elevação gradual conforme a profundidade. O mesmo acontece com o desvio padrão, com diferença de que a partir de 6,0 m de profundidade a variabilidade se estabiliza. Em seguida foram realizados testes com cada grupo de dados com o algoritmo J48. Os resultados destes testes são apresentados no Quadro 3.

Quadro 3 – Parâmetros de teste do algoritmo *J48* e resultados das validações.

Grupos de valores de N_{SPT}	***reduced Error Pruning***	***unpruned***	***Min Num Obj***	***Confidence Factor***	**Instâncias classificadas corretamente (%)**	**Estatística Kappa**
MED	True	False	2	-	79,2	0,58
MEDN	True	False	2	-	72,3	0,47
MAX	-	-	15	0,25	77,6	0,54
CAMAD1	-	-	10	0,25	79,2	0,58
CAMAD2	-	True	6	-	66,9	0,37
CAMAD3	-	-	6	0,01	77,6	0,54

Os valores do grupo MED, representados pela média aritmética dos valores de N_{SPT} nos 10,0 m de cada furo de sondagem, apresentaram uma taxa de classificações corretas satisfatória (79,2%) e uma concordância moderada entre os dados observados e os preditos (Kappa 0,58). A Figura 4 apresenta a árvore de decisão gerada para este grupo de dados.

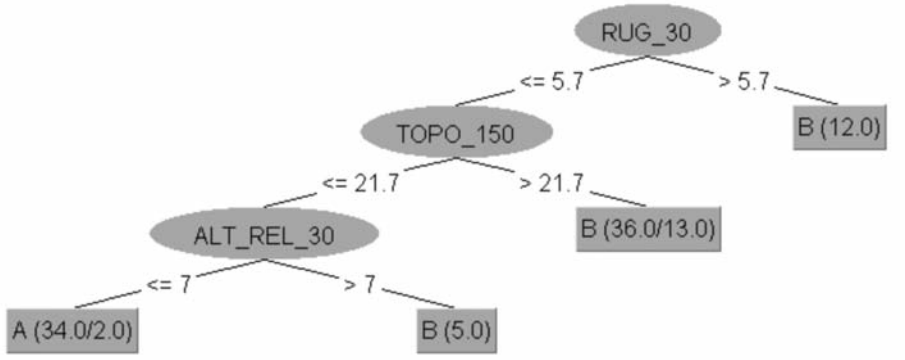


Fig. 4 – Árvore de decisão gerada para o grupo de dados MED.

Percebe-se no modelo uma distribuição desigual de instâncias, com uma concentração de valores da classe B ($N_{SPT} \geq 20,3$) nas altitudes acima de 21,7 m e a classe A ($N_{SPT} < 20,3$) junto dos valores de altura relativa abaixo de 7 (adimensional). Estes dois grupos de concentração de valores se encontram em terrenos que possuem rugosidade inferior a 5,7. A validação apresentou valores que indicam uma predição de moderada a substancial, com estatística Kappa igual a 0,58 e 79,2% de classificações corretas. Este modelo, junto com o CAMAD1, foi o que apresentou os melhores resultados. O Quadro 4 apresenta a matriz de confusão da modelo gerado.

Quadro 4 – Matriz de confusão do modelo de árvore de classificação J48 para os dados do grupo MED.

Classes observadas	Classificadas como:	
	A	B
A	44	23
B	4	59

Das classes A observadas, 44 foram classificadas pelo modelo de forma correta e 23 de forma errada. Entre as classes B observadas, 59 foram classificadas corretamente e 4 erroneamente. Destaca-se aqui que o modelo classifica melhor a classe B, ou seja, a classe de solos mais resistentes.

As classificações errôneas podem ter relação à maneira de agregação dos dados de cada furo. A média simples dos valores (média aritmética) pode ter causado um efeito no sentido de homogeneizar os resultados, considerando que os valores podem variar de maneira substancial ao longo do perfil, como por exemplo, quando há presença de crostas lateríticas, que apresentam valores elevados de N_{SPT} restritos a um nível que pode ser relativamente estreito. O modelo CAMAD1 também apresentou 79,2% de classificações corretas e estatística Kappa 0,58 (concordância moderada) (Figura 5).

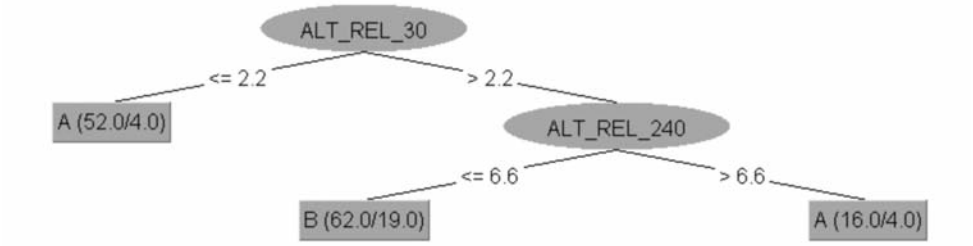


Fig. 5 – Árvore de decisão gerada para o grupo de dados CAMAD1.

Para este grupo de dados o algoritmo encontrou vinculações entre classes de N_{SPT} somente com um tipo de variável geomorfométrica, a altura relativa. Neste contexto, a maior ocorrência de instâncias de classe A (N_{SPT} <10,8) ocorre junto das alturas relativas inferiores a 2,2. A classe B (N_{SPT} /10,8), por sua vez, ocorre preferencialmente junto das alturas relativas superiores a 2,2 e altura relativa na resolução 240 m abaixo de 6,6. Este modelo, embora utilize somente os valores da camada mais superficial do solo, apresenta um padrão condizente com o observado no modelo MED, que também apresenta valores de menor resistência do solo junto aos valores inferiores de altura relativa.

Valores baixos de N_{SPT} junto de solos saturados podem estar relacionados ao que Lima *et al*. (2000) descreveu como solos de igapó na região de estudo, sendo resultante da acumulação recente de matéria orgânica em ambiente anaeróbico. O excesso de água durante grande parte do ano dificulta o processo de decomposição da matéria orgânica, que se acumula em grande quantidade. O acúmulo de matéria orgânica constitui um problema geotécnico conhecido como "solos muito moles", utilizado para designar depósitos de solos argilosos orgânicos, de coloração escura, com umidade elevada e com N_{SPT} que pode chegar a ser nulo, ou seja, o amostrador penetra somente com o peso da composição (Sandroni, 2006). Nos boletins de sondagem utilizados para o presente trabalho, a associação de argila cinza escura e N_{SPT} muito baixo a nulo foi frequente, principalmente nos furos realizados junto das planícies fluviais dos rios Mojú e Acará.

Quando os valores de altura relativa são superiores a 2,2, a predominância é da classe B. Entretanto, este ramo se subdivide novamente em função da variável altura relativa, porém desta vez na resolução de 240 m, colocando a classe B junto dos valores de altura relativa inferiores a 6,6. A classe B se estabelece, portanto, entre as alturas relativas 2,2 e 6,6.

3.1 – Mapeamento preditivo

O modelo MED foi selecionado para exemplificar o mapeamento preditivo de classes de N_{SPT}. A expressão condicional correspondente à árvore de decisão apresenta é a seguinte:

ifelse(RUG_30 < 5.7 , ifelse(TOPO_150 < 21.7, ifelse(ALT_REL_30 < 7 , A, B) , B) , B) (3)

Esta expressão foi então utilizada para definição de classes de N_{SPT} (A e B) de acordo com as variáveis geomorfométricas. O mapa preditivo resultante, juntamente com as variáveis utilizadas, é apresentado na Figura 6.

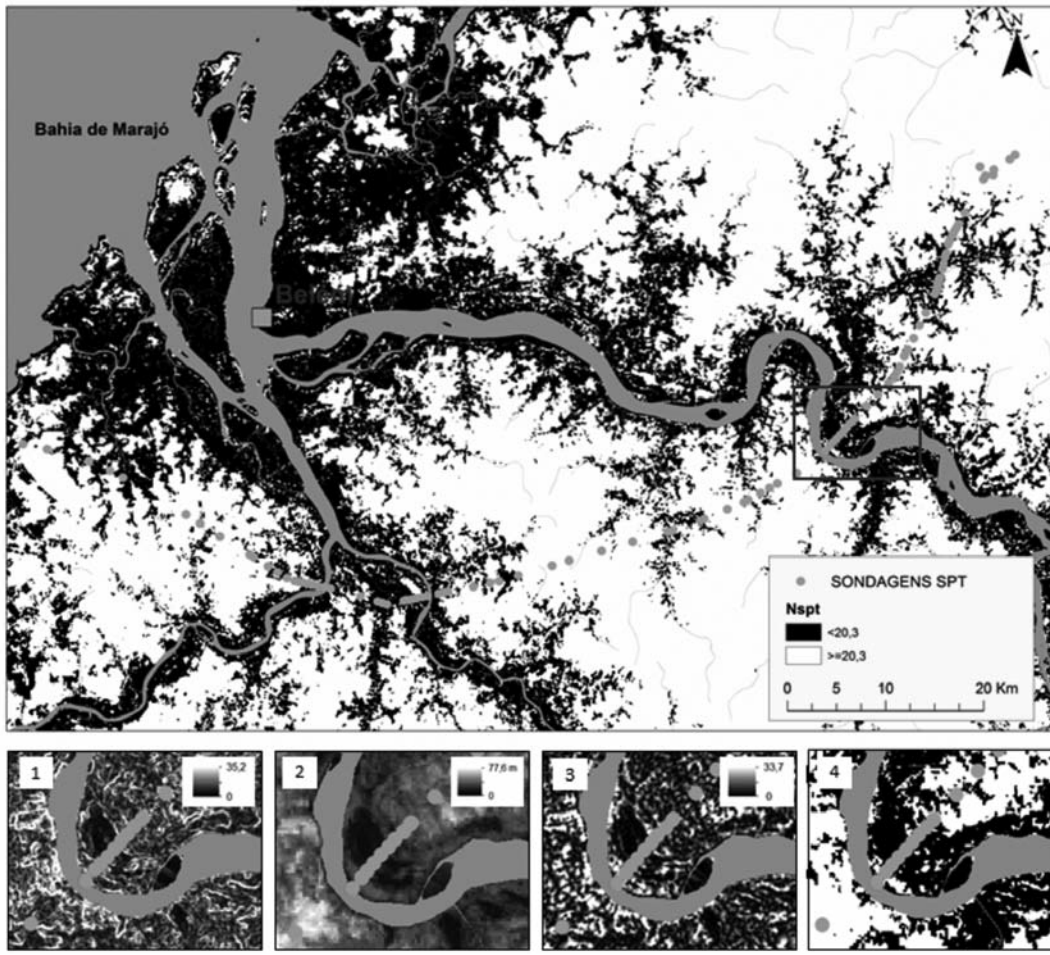


Fig. 6 – Mapa preditivo gerado pela aplicação do modelo do algoritmo J48 com os dados médios de N_{SPT} de dez metros de profundidade. 1– detalhe do mapa de rugosidade, 2 – detalhe do mapa de altitude (resolução de 150 m), 3 – detalhe do mapa de altura relativa, 4 – detalhe do mapa preditivo.

A distribuição das classes na região apresenta um padrão que pode ser relacionado *grosso modo* à organização das zonas com rebaixadas do relevo, onde a presença sazonal ou perene de água é marcada. A classe A, representada pela cor preta, acompanha as principais drenagens e planícies fluviais e flúvio-marinhas da região, como as dos rios Guamá, Acará, Moju e outros de menor dimensão.

Os valores de resistência do solo inferiores junto às zonas com influência da água podem estar relacionados principalmente à ocorrência de argilas moles saturadas na região. Na região metropolitana de Belém, Sampaio Jr. *et al.* (2010) evidenciam a presença de argilas moles que ocorrem com frequência nos terrenos que estão situados em até 4 m acima do nível do mar.

Por outro lado, as áreas por onde se distribui a classe B são caracterizadas por terrenos com maiores altitudes em geral, independentemente se topo, meia vertente ou fundo de vale, e em áreas de platôs. Um dos fatores que podem contribuir para uma maior resistência à penetração dos solos destas zonas é a ocorrência frequente de crostas lateríticas ou fragmentos lateríticos (Kotschoubey *et al*., 2005; Laurent *et al.,* 2014). A ocorrência de níveis lateríticos nas áreas de relevo de maior altitude, mais dissecado ou em zonas de topo pode se contrapor às ocorrências esparsas destes materiais junto de vales e planícies de aluviais mais expressivos, o que pode ter contribuído para a diferenciação entre as médias de valores de N_{SPT}.

Nesse sentido, no contexto da área estudada, a relação entre relevo e propriedades do solo é evidenciada pelo papel da distribuição da água. Tal como evidenciado por alguns autores, o nível do lençol freático elevado em grandes extensões da região, bem como a presença de argilas moles junto de planícies fluviais e flúvio-marinhas, favorecem a ocorrência de solos de baixa resistência. Por outro lado, a existência de crostas lateríticas intactas ou desmanteladas em diferentes setores do relevo contribuem para os ensaios SPT apresentarem valores maiores de N_{SPT}.

Embora deva ser destacado que os valores delimitados pelo algoritmo de classificação são sujeitos a erros, estes possibilitam tecer um panorama geral do comportamento da resistência do solo na região, baseando-se principalmente no modelo gerado com os valores médios por furo: i) solos com valores de resistência superior se estabelecem em terrenos com maiores altitudes e ii) solos com resistências inferiores se estabelecem em terrenos com baixas altitudes e alturas relativas inferiores.

Com relação às fontes de erros, podem-se destacar aqueles oriundos da execução do ensaio (como a limpeza do furo e altura de queda inadequados), anotação e digitação de dados, localização e georreferenciamento dos furos, interferência do dossel florestal no modelo de elevação e nos procedimentos de transformação e tratamento dos dados.

4 – CONCLUSÕES

Os resultados obtidos sugerem uma relação entre a resistência do solo medida pelo SPT e o condicionamento do relevo sobre o comportamento da água na área de estudo. De forma geral, os melhores modelos indicaram que solos com valores de resistência superior se estabelecem em terrenos com maiores altitudes e solos com resistências inferiores se estabelecem em terrenos com altitudes e alturas relativas inferiores. Obras futuras que demandem informações em nível regional podem se beneficiar destes resultados.

Considerando a aplicação no planejamento de linhas de transmissão e de outras obras lineares, conclui-se que este método pode ser útil, pois os dados de obras já construídas na região podem ser mais bem utilizados, permitindo um melhor aproveitamento de sondagens que *a priori* são restritas a uma obra apenas.

O método não pretende substituir as sondagens, importantes para a definição precisa de parâmetros geotécnicos locais. Porém a utilização também para mapeamentos em nível regional

(escala de dezenas a centenas de quilômetros) pode ser de grande valia para o planejamento de outras linhas de transmissão, principalmente na fase de definição do traçado (roteamento). Informações geotécnicas regionais podem no fim reduzir o custo de sondagens de uma obra, como ao se evitar terrenos muito ruins do ponto de vista geotécnico, que acarreta na realização de mais sondagens ou sondagens mais profundas.

5 – AGRADECIMENTOS

Este estudo foi desenvolvido no contexto do projeto intitulado "Desenvolvimento de Software para Otimização de Traçado de Linhas de Transmissão por Meio de Análise de Riscos Ambientais e Avaliação Geotécnica Aprimorada", proponente EATE; cooperadas ERTE, ETEP, Lumitrans, STC; executora iX Estudos e Projetos (2014) com recursos previstos no programa de P&D ANEEL 2012/2014. Os autores agradecem às empresas citadas pelo fornecimento de dados, bem como o apoio nos trabalhos de campo, especialmente a Sérgio Pereira de Andrade, e também aos diversos proprietários e responsáveis das áreas onde foram feitas as sondagens.

6 – REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABNT NBR 6484 (2001). *Solo - Sondagens de Simples Reconhecimentos com SPT - Método de Ensaio*. Associação Brasileira de Normas Técnicas, Rio de Janeiro.

Ashcar, R. (1999). *Recomendações e Informações Técnicas sobre Fundações de Linhas de Transmissão*. VIII Encontro Regional Latino Americano do Cigré, Ciudad del Este.

Azevedo, C.P.B. (2011). *Projeto de Fundações de Linhas de Transmissão Baseado em Confiabilidade*. Tese. Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte.

Beven, K.J.; Kirkby, M.J. (1979). *A Physically Based, Variable Contributing Area Model of Basin Hydrology*. Hydrol. Sci. Bull. Vol. 24, pp. 43-69.

Brasil (1974). *Folha SA.22 – Belém. Projeto RADAM*. Ministério de Minas e Energia.

Chagas, C.S. (2006) *Mapeamento digital de solos por correlação ambiental e redes neurais em uma bacia hidrográfica no domínio de mar de morros*. Tese. Universidade Federal de Viçosa.

Décourt, L. (1989). *The Standard Penetration Test – State of the Art Report*. XII International Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering 1989, Rio de Janeiro, Vol. 4.

Folle, D. (2002). *O Estudo Geoestatístico de Sondagens SPT para Geração de Mapas Auxiliares em Obras de Engenharia*. Dissertação. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre.

Grunwald, S. (2009). *Multi-criteria Characterization of Recent Digital Soil Mapping and Modeling Approaches*. Geoderma No. 152, pp. 195-207.

Jenny, H. (1941). *Factors of Soil Formation: A System of Quantitative Pedology*. Dover Publications, New York.

Kotschoubey, B.; Truckenbrodt, W.; Calaf, J.M.C. (2005). *Evolução Geológica da Porção Meridional da Província Bauxitífera de Paragominas Durante o Neógeno/Pleistoceno (Noroeste da Bacia do Grajaú, Nordeste do Pará e Extremo Oeste do Maranhão)*. Revista Brasileira de Geociências, Vol. 35.

Landis, J.R.; Koch, G.G. (1977). *The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data*. Biometrics. Vol. 33, No.1.

Laurent, F.; Poccard-Chapuis, R.; Plassin, S. (2014). *Cartographie de la Texture des Sols a Partir du Relief en Amazonie Orientale*. Environnement et géomatique: approches comparées France-Brésil. Rennes.

Laurent, F.; Rossignol, J.P. (2004). *Cartographie des Propriétés des Sols à Partir de l'Indice Topographique et de la Lithologie: Analyse de la Sensibilité à la Densité d'Observations Pédologiques et Modélisation Agro-hydrologique*. Étude et Gestion des Sols, Vol. 11.

Lima, R.R.; Tourinho, M.M.; Costa, P.C. (2000). *Várzeas flúvio-marinhas da Amazônia Brasileira características e possibilidades agropecuárias*. Belém: FCAP, Serviço de Documentação Informação, 342p.

McKenzie, N.J.; Ryan, P.J. (1999). *Spatial Prediction of Soil Properties Using Environmental Correlation*. Geoderma. Vol. 89, No.2, pp. 67-94.

MME (2015). *Boletim Mensal de Monitoramento do Sistema Elétrico Brasileiro de novembro de 2015*. Ministério de Minas e Energia, Secretaria de Energia Elétrica, Departamento de Monitoramento do Sistema Elétrico, Brasília.

MME/EPE (2014). *Plano Decenal de Expansão de Energia 2023*. Ministério de Minas e Energia, Empresa de Pesquisa Energética, Brasília.

Muñoz, V.A.; Valeriano, M.M.; Weill, M.A.M. (2011). *Estudo das Relações Solo-relevo pela Análise Geomorfométrica de Dados SRTM e TOPODATA e a Técnica de Recuperação de Conhecimento a Partir de Mapas*. Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, INPE. Curitiba, PR, Brasil.

Odebrecht, E. (2003). *Medidas de Energia no Ensaio SPT*. Tese. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Escola de Engenharia de Porto Alegre.

Quinlan, R. (1993). *C4.5: Programs for Machine Learning*. Morgan Kaufmann Publishers, San Mateo, CA.

Rennó, C.D. (2009). *Redução dos efeitos do desmatamento sobre modelo digital de elevação SRTM usando imagem TM/LANDSAT*. XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Natal, Brasil, pp. 7095-7102.

Ribeiro, A.J.A.; Silva, C.A.U.; Barroso, S.H.A. (2012). *Proposition of a Geotechnical Mapping Based on Artificial Neural Networks for the Town of Caucaia, Ceará, Brazil for Paving Purposes*. International Journal of Engineering & Technology, Vol. 12, No. 05.

Riley, S.J.; DeGloria, S.D.; Elliot, R. (1999). *A Terrain Ruggedness Index That Quantifies Topographic Heterogeneity*. Intermountain Journal of Sciences, Vol. 5, No.1-4.

Ruiz, L.F.C.; Ten Caten, A.; Dalmolin, R.S.D. (2011). *ADtoSIG Software de Conversão*. Universidade Federal de Santa Maria, Vol.1.

Sampaio Jr., J.L.C.; Silva Junior, D.L.S.; Araujo, M.P.C. (2010). *Estudo da Compressibilidade de Uma Argila Mole da Região Metropolitana de Belém, por Meio de Ensaio de Adensamento*. COBRAMSEG 2010.

Sandroni, S.S. (2006). *Sobre a Prática Brasileira de Projeto Geotécnico de Aterros Rodoviários em Terrenos com Solos Muito Moles*. COBRAMSEG 2006.

Silva, D.F. (2008). *Mapeamento Geoestatístico dos Parâmetros N_{SPT} e Torque Máximo de Solos em Parte da Bacia do Ribeirão Cambezinho em Londrina/PR*. Dissertação. Universidade Estadual de Londrina, Londrina.

Sombroek, W.G., (1966). *Amazon Soils: a Reconnaissance of the Soils of the Brazilian Amazon Region*, Wageningen, NL, 292p.

Sturaro, J.R.; Landim, P.M.B.; Malagutti Filho, W.; Dourado, J.C. (2012). *Analysis of Soil Compactness of the Urban Area of Bauru / São Paulo State Using Standard Penetration Tests and Seismic Refraction*. São Paulo, UNESP, Geociências, Vol. 31, No. 3, pp. 331-338.

Sumfleth, K; Duttmann, R. (2008). *Prediction of Soil Property Distribution in Paddy Soil Landscapes Using Terrain Data and Satellite Information as Indicators*. Ecological Indicators, Vol. 8, pp. 485-501.

Ten Caten, A.; Dalmolin, R.S.D.; Ruiz, L.F.C.; Mendonça-Santos, M.L. (2012). *Digital Soil Mapping: Strategy for Data Pre-processing*. Revista Brasileira de Ciência do Solo, 36, pp.1083-1091.

Torgo, L.F.R.A. (1999). *Inductive Learning of Tree-based Regression Models*. Tese. Faculdade de Ciências da Universidade do Porto.

Valeriano, M.M.; Rosseti, D.F. (2008). *TOPODATA: Seleção de Coeficientes Geoestatísticos para o Refinamento Unificado de Dados SRTM*. São José dos Campos, INPE.

Valeriano, M.M. (2005). *Modelo Digital de Variáveis Morfométricas com Dados SRTM para o Território Nacional: O Projeto TOPODATA*. XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto – INPE. Goiânia, Brasil.

Valeriano, M.M. (2008). *TOPODATA: Guia de utilização de dados geomorfométricos locais*. São José dos Campos: INPE.

Vidal-Torrado, P.; Lepsh, I.G.; Castro, S.S. (2005). *Conceito e Aplicações das Relações Pedologia-Geomorfologia em Regiões Tropicais Úmidas*. Tópicos em Ciências do Solo, nº. 4, pp. 145-192.

Witten, I. H.; Frank, E. (1999). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations*. Morgan Kaufmann.

Wu, X.; Kumar, V.; Quinlan, J.R.; Ghosh, J.; Yang, Q.; Motoda, H.; McLachlan, G.J.; Ng, A.; Liu, B.; Yu, P.S.; Zhou, Z.; Steinbach, M.; Hand, D.J.; Steinberg, D. (2008). *Top 10 Algorithms In Data Mining*. Knowledge and Information Systems, Vol. 14, pp. 1-37.