

LEONARDO VAZ DE MELO

**USO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS NO MAPEAMENTO DE SOLOS NA
BACIA DO RIO TURVO SUJO - VIÇOSA MG**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Solos e Nutrição de Plantas, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

VIÇOSA
MINAS GERAIS – BRASIL
2009

Ficha catalográfica preparada pela Seção de Catalogação e
Classificação da Biblioteca Central da UFV

T

M528u
2009

Melo, Leonardo Vaz de, 1980-

Uso de redes neurais artificiais no mapeamento de solos na
Bacia do Rio Turvo Sujo – Viçosa MG / Leonardo Vaz de
Melo. – Viçosa, MG, 2009.

xi, 80f.: il. (algumas col.) ; 29cm.

Inclui apêndice.

Orientador: Raphael Bragança Alves Fernandes.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa.

Inclui bibliografia.

1. Mapeamento do solo. 2. Redes neurais (Computação)
3. Mapeamento digital. 4. Solos - Classificação. 5. Sistemas
de informações geográfica. 6. Ciência do solo. 7. Solos -
Sensoriamento remoto. 8. Turvo Sujo, Rio (MG).

I. Universidade Federal de Viçosa. II. Título.

CDD 22.ed. 631.47

LEONARDO VAZ DE MELO

**USO DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS NO MAPEAMENTO DE SOLOS NA
BACIA DO RIO TURVO SUJO - VIÇOSA MG**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Solos e Nutrição de Plantas, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

APROVADA: 09 de março de 2009.

Prof. João Luiz Lani
(Co-orientador)

Prof. Carlos Antônio Oliveira Vieira

Pesq. César da Silva Chagas

Prof. Mauricio Santana Moreau

Prof. Elpídio Inácio Fernandes Filho
(Presidente)

Eu fico com a pureza das respostas das crianças:
É a vida! É bonita e é bonita!
Viver e não ter a vergonha de ser feliz,
Cantar, e cantar, e cantar,
A beleza de ser um eterno aprendiz.
Ah, meu Deus! Eu sei
Que a vida devia ser bem melhor e será,
Mas isso não impede que eu repita:
É bonita, é bonita e é bonita!

Gonzaguinha

Aos meus pais, que me ensinaram a dar os primeiros passos e mostraram a importância de sempre seguir em frente.

A todos os meus irmãos e cunhados (as), principalmente à Wanda, Vilma, Aparecida e Élcio, que sempre me apoiaram e incentivaram a lutar pelos meus sonhos.

Aos meus sobrinhos, alegrias da minha vida.

Dedico

AGRADECIMENTOS

À Deus, sempre presente e que me proporcionou muitas conquistas ao longo da vida.

À Nossa Senhora da Guia, que sempre ilumina meus caminhos, muitas vezes difíceis e tortuosos.

À Universidade Federal de Viçosa, pelos longos anos de formação.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Ensino Superior (CAPES) e pela concessão da bolsa de pesquisa.

Ao Prof. Raphael pela orientação, pela paciência, pelos ensinamentos e pela ajuda constante.

Aos Professores Carlos Ernesto G. R. Schaefer, Elpídio Inácio Fernandes Filho e João Luiz Lani pela co-orientação e pelos ensinamentos.

Ao Luiz Fontes, pelo início da orientação

Aos professores das disciplinas cursadas, em especial ao Liovando, pelos ensinamentos que foram muito além de conteúdos, mas sim lições de vida.

Aos laboratoristas do DPS, Cláudio, Ciro e Chico e aos demais funcionários do DPS, principalmente à Luciana pela prestatividade e competência.

Aos professores do Curso de Geografia, pela formação inicial.

Aos meus irmãos e sobrinhos, que mesmo distantes fisicamente, sempre foram presentes e motivadores.

Aos primos Marquinhos, Márcia e Soninha, companheiros de jornada, de lutas e de alegrias, meu eterno agradecimento.

Aos demais familiares, pelos incentivos ao meu crescimento pessoal e profissional.

À Eliana pela imensurável ajuda em diversas etapas e também ao Bruno Resck pelo apoio e acompanhamento dos trabalhos.

Ao Guilherme pelos auxílios nas coletas e levantamentos de classes de solos.

Aos meus colegas do Departamento de Solos, pelas ajudas e companheirismo: Gilberto, Diogo, Raquel, Thiago Torres, Cecília, Akênia, Bruna, Arlicélio e Samuel.

Aos amigos que fiz em Viçosa: Odair, Janaína, Denise, Lali, Raphaele, Abelardo, entre outros não citados aqui, mas que também sempre estiveram presentes.

Ao Tiago, pelo companheirismo e incentivo em horas de desânimos.

À todos que tornaram a minha vida mais alegre em Viçosa, companheiros de estudos, trabalhos ou festas, meus sinceros agradecimentos.

BIOGRAFIA

Leonardo Vaz de Melo, filho de José Vaz de Melo Filho e Maria Sartori Vaz de Melo, nasceu em 18 de julho de 1980, na cidade de Guiricema - MG.

Em janeiro de 2005, graduou-se como licenciado em Geografia pela Universidade Federal de Viçosa – UFV. Tornou-se bacharel em Geografia, em maio de 2006, pela mesma instituição.

Em maio de 2006, ingressou no Curso de Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas do Departamento de Solos da Universidade Federal de Viçosa.

ÍNDICE

LISTA DE FIGURAS	VII
LISTA DE QUADROS	VIII
RESUMO	IX
ABSTRACT	XI
INTRODUÇÃO GERAL	1
CAPÍTULO 1	3
AVALIAÇÃO DO USO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA O MAPEAMENTO DE SOLOS DE UMA BACIA HIDROGRÁFICA DE VIÇOSA, MG	3
RESUMO	3
1. INTRODUÇÃO	5
2. MATERIAL E MÉTODOS	9
2.1. LOCALIZAÇÃO E CARACTERÍSTICAS GERAIS DA ÁREA DE ESTUDO	9
2.2. BASE DE DADOS DE SOLOS	11
2.3. ANÁLISES DE LABORATÓRIO	12
2.4. VARIÁVEIS DISCRIMINANTES	13
2.4.1. MODELO DIGITAL DE ELEVação	13
2.4.1.1. DECLIVIDADE	15
2.4.1.2. RADIAÇÃO SOLAR GLOBAL	15
2.4.1.3. ASPECTO (FACE DE EXPOSIÇÃO)	15
2.4.1.4. DISTÂNCIA HORIZONTAL ATÉ A DRENAGEM	16
2.4.1.5. CURVATURA	16
2.4.1.6. SEPARAÇÃO DE COMPARTIMENTOS DO RELEVO	17
2.4.2. DADOS DE SENSORES REMOTOS	19
2.4.2.1. BANDAS DO ASTER	19
2.4.2.2. ÍNDICE DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA NORMALIZADA (NDVI)	20
2.5. PROCEDIMENTOS UTILIZADOS NA ELABORAÇÃO DOS MAPAS	21
2.5.1. ABORDAGEM “CONVENCIONAL”	21
2.5.2. ABORDAGEM POR REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	21
2.5.3. COMPARAÇÃO E VALIDAÇÃO DOS MAPAS	23
3. RESULTADOS E DISCUSSÃO	26
3.1. CLASSES DE SOLOS IDENTIFICADAS	26
3.2. VARIÁVEIS DISCRIMINANTES	26
3.2.1. ELEVação	27

3.2.2. DECLIVIDADE	27
3.2.3. RADIAÇÃO SOLAR GLOBAL	28
3.2.4. FACE DE EXPOSIÇÃO SOLAR	29
3.2.5. DISTÂNCIA HORIZONTAL	31
3.2.6. UNIDADES GEOMORFOLÓGICAS	32
3.2.7. IMAGEM ASTER	33
3.2.8. ÍNDICE DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA NORMALIZADA	34
3.3. CLASSIFICAÇÃO PELAS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	36
3.4. AVALIAÇÃO DA CONCORDÂNCIA ENTRE OS MAPAS PRODUZIDOS PELAS ABORDAGENS ADOTADAS	38
3.5. VALIDAÇÃO DOS MAPAS	45
4. CONCLUSÕES	50
5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	51
CAPÍTULO 2	55
AVALIAÇÃO DO ESTOQUE DE CARBONO NOS SOLOS DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO TURVO SUJO, VIÇOSA - MG	55
RESUMO	55
1. INTRODUÇÃO	56
2. MATERIAL E MÉTODOS	60
2.1. ÁREA DE ESTUDO	60
2.2. ESTOQUE DE CARBONO	60
3. RESULTADOS	61
3.1. ESTIMATIVA DO ESTOQUE DE CARBONO NOS SOLOS DA BACIA	61
3.2. MAPA DE ESTOQUE DE CARBONO	63
4. CONCLUSÕES	65
5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	66
CONSIDERAÇÕES FINAIS	68
ANEXOS	70

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - ESQUEMA ILUSTRATIVO DA ORGANIZAÇÃO DAS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS EM CAMADAS (<i>PERCEPTRON MULTICAMADAS</i>). FONTE: TATIBANA E KAETSU (2006).	6
FIGURA 2 - LOCALIZAÇÃO DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO TURVO SUJO - MG.	9
FIGURA 3 - LOCALIZAÇÃO DOS PERFIS DE SOLOS USADOS PARA ESTABELECEER A NATUREZA DAS RELAÇÕES SOLO-PAISAGEM NA ÁREA.	12
FIGURA 4 – RECORTE EM FORMA RETANGULAR ABRANGENDO A ÁREA DA BACIA E SEU ENTORNO.	14
FIGURA 5 – FLUXOGRAMA ILUSTRATIVO DOS COMANDOS PARA GERAÇÃO DE TERRAÇOS E TOPOS.	19
FIGURA 6 - LOCALIZAÇÃO DOS 1.000 PONTOS ALEATÓRIOS UTILIZADOS NA AVALIAÇÃO DA CONCORDÂNCIA DOS MAPAS DE SOLOS ELABORADOS.	24
FIGURA 7 - LOCALIZAÇÃO DOS 75 PONTOS DE AMOSTRAGEM DE SOLOS USADOS PARA CHECAGEM DE CAMPO DOS MAPAS PRODUZIDOS.	25
FIGURA 8 - MODELO DIGITAL DE ELEVAÇÃO DO TERRENO DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO TURVO SUJO – MG.	27
FIGURA 9 - DECLIVIDADE DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO TURVO SUJO – MG.	28
FIGURA 10 - RADIAÇÃO SOLAR GLOBAL ESTIMADA QUE ATINGE ANUALMENTE A BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO TURVO SUJO – MG.	29
FIGURA 11 - FACE DE EXPOSIÇÃO SOLAR (ASPECTO) DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO TURVO SUJO – MG.	30
FIGURA 12 - DISTÂNCIA HORIZONTAL DOS TOPOS DA PAISAGEM ATÉ A REDE DE DRENAGEM NA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO TURVO SUJO – MG.	31
FIGURA 13 - UNIDADES GEOMORFOLÓGICAS (TERRAÇO, TOPOS, ENCOSTAS CÔNCAVAS E ENCOSTAS CONVEXAS) PRESENTES NA PAISAGEM DA BACIA DO RIO TURVO SUJO – MG.	32
FIGURA 14 - IMAGEM ASTER DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO TURVO SUJO – MG, OBTIDA EM 29 DE MARÇO DE 2001.	34
FIGURA 15 - ÍNDICE DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA NORMALIZADA (NDVI) DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO TURVO SUJO – MG.	35
FIGURA 16 – MAPA DE CLASSES DE SOLOS DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO TURVO SUJO – MG, PRODUZIDO PELO MÉTODO CONVENCIONAL.	40
FIGURA 17 – MAPA DE CLASSES DE SOLOS DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO TURVO SUJO – MG, PRODUZIDO PELA ABORDAGEM POR REDES NEURAIS ARTIFICIAIS.	43
FIGURA 18 – MAPA DO ESTOQUE DE CARBONO (T HA ⁻¹) NOS SOLOS DA BACIA DO RIO TURVO SUJO, CONSIDERANDO ATÉ UM METRO DE PROFUNDIDADE.	64

LISTA DE QUADROS

QUADRO 1 - NÚMERO DE PERFIS E PONTOS DE OBSERVAÇÃO POR CLASSES DE SOLO	26
QUADRO 2 - CLASSIFICAÇÃO DA OCORRÊNCIA DE ÁREAS COM DIFERENTES FACES DE EXPOSIÇÃO SOLAR (ASPECTO) NA BACIA DO RIO TURVO SUJO - MG	30
QUADRO 3 - DISTRIBUIÇÃO DA OCORRÊNCIA DAS UNIDADES GEOMORFOLÓGICAS PRESENTES NA BACIA DO RIO TURVO SUJO – MG	33
QUADRO 4 - RESULTADO FINAL CONSIDERANDO AS NOVE ARQUITETURAS DE REDES	37
QUADRO 5 - MATRIZ DE CONFUSÃO GERADA PELA RNA CONTENDO 10 NEURÔNIOS NA CAMADA INTERNA	37
QUADRO 6 - DISTRIBUIÇÃO DA OCORRÊNCIA DAS CLASSES E ASSOCIAÇÕES DE CLASSE DE SOLO NA BACIA DO TURVO SUJO – MG, SEGUNDO O MAPEAMENTO TRADICIONAL.....	41
QUADRO 7 - DISTRIBUIÇÃO DA OCORRÊNCIA DAS ASSOCIAÇÕES DE CLASSE DE SOLO NA BACIA DO TURVO SUJO – MG, DE ACORDO COM A ABORDAGEM POR RNA'S	44
QUADRO 8 – CONCORDÂNCIA DE PONTOS ENTRE O MAPA ASSISTIDO POR RNA'S E O MAPA TRADICIONAL.....	45
QUADRO 9 – DISTRIBUIÇÃO DOS ACERTOS POR CLASSES DE SOLOS - MAPA CONVENCIONAL	46
QUADRO 10 - DISTRIBUIÇÃO DOS ACERTOS POR CLASSES DE SOLOS - MAPA ASSISTIDO POR RNA'S.....	47
QUADRO 11 - ESTOQUE DE CARBONO ASSOCIADO ÀS CLASSES E ASSOCIAÇÕES DE CLASSES DE SOLO NA BACIA DO TURVO SUJO – MG, SEGUNDO O MAPEAMENTO CONVENCIONAL	62
QUADRO 12 - ESTOQUE DE CARBONO ASSOCIADO ÀS CLASSES DE SOLOS NA BACIA HIDROGRÁFICA DO TURVO SUJO – MG, SEGUNDO O MAPEAMENTO AUTOMATIZADO	62

RESUMO

MELO, Leonardo Vaz de, M. Sc., Universidade Federal de Viçosa, março de 2009. **Uso de Redes Neurais Artificiais no mapeamento de solos na Bacia do Rio Turvo Sujo - Viçosa MG.** Orientador: Raphael Bragança Alves Fernandes. Co-orientadores: Elpídio Inácio Fernandes Filho, Carlos Ernesto Gonçalves Reynaud Schaefer, João Luiz Lani.

As ocupações humanas apresentam um histórico de ausência de planejamento e falta de organização que tem, muitas das vezes, comprometido a qualidade de vida da população e a qualidade ambiental. Observa-se que a perda do solo é um dos grandes problemas ambientais associado ao uso e ocupação de novas áreas, que além de afetar a flora e fauna nativas, pode comprometer seriamente a vazão dos cursos d'água e, portanto, a qualidade de vida das pessoas. Nesse contexto, em qualquer processo de planejamento, a disponibilidade e o domínio da informação acerca do recurso solo, em especial, de suas limitações e potencialidades são dados importantes. Diante do exposto, o presente trabalho teve como objetivos: i) avaliar a eficiência de duas diferentes metodologias de mapeamento dos solos: automatizada, via Redes Neurais Artificiais (RNA's) e a tradicional, efetuada com auxílio de pedólogos; ii) estimar o estoque de carbono dos solos da Bacia do Rio Turvo Sujo, localizada na Zona da Mata mineira. A metodologia utilizada consistiu da execução da modelagem da distribuição de solos na área da bacia, utilizando-se dados existentes e novos, Sistema de Informações Geográficas (SIG's), RNA's e checagens de campo. Os dados existentes foram obtidos em teses e documentos que continham informações de perfis de solos presentes na área. Os novos dados foram coletados em campo, em perfis modais, para pontos específicos da bacia, em função da ausência de dados anteriores. Nas coletas de campo, o perfil foi descrito e amostras foram coletadas de cada horizonte. Foram levantados também alguns pontos de observação de algumas classes de solo. No trabalho com SIG foi gerado um modelo digital de elevação (MDE) e, a partir dele, os mapas de declividade, radiação, face de exposição solar, distância horizontal, distância vertical e curvatura. Combinando-se a curvatura, a declividade e a distância vertical à drenagem produziu-se um mapa de unidades da paisagem na região: topo, terraço, encostas côncavas e encostas convexas. Além destes dados de entrada, foram usadas três bandas de uma imagem ASTER (do ano de 2001) e o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI). Dois mapas de solos foram então produzidos: um efetuada juntamente com pedólogos e centrado unicamente nos dados de campo e de laboratório, e o outro, que fez uso das ferramentas de SIG e RNA's. A avaliação da adequabilidade dos mapas de solos produzidos foi efetuada a partir do índice Kappa. No mapa convencional foram estabelecidas cinco classes de solo e, no produzido via RNA, sete classes. Os resultados

indicaram maior acerto do mapa produzido via RNA (Kappa = 66,6%), em comparação com aquele gerado pela forma tradicional (Kappa = 42,6%). O estoque de carbono no solo estimado até um metro de profundidade com base nos dados dos perfis da bacia do Rio Turvo Sujo foi em torno de 4.900.000 toneladas, considerando a profundidade de 1 metro. As relações entre a ocorrência dos solos e os atributos do relevo derivados do MDE foram determinantes para o delineamento de unidades de mapeamento de solos na região estudada, o que por certo, garantiu um melhor desempenho do mapa digital produzido. Embora a extrapolação para outras regiões deva ser tomada com ressalvas, os resultados obtidos indicam que as RNA's foram capazes de mapear de forma automatizada e adequada os solos da Bacia do Rio Turvo Sujo, com resultados mais detalhados do que o procedimento tradicional. Na classificação convencional, é difícil a perfeita integração de um grande número de informações de diferentes origens e, sob esse aspecto, as RNA's acabam auxiliando na obtenção de um produto final de melhor qualidade. Obviamente que esse procedimento informático não será capaz de substituir as mãos e a mente humana nos procedimentos de levantamento e classificação de solos, mas deve ser tomado como uma ferramenta para a obtenção de resultados cada vez mais próximos da realidade.

ABSTRACT

MELO, Leonardo Vaz de, M. Sc., Universidade Federal de Viçosa, march 2009. **The use of Artificial Neural Networks in the soil mapping in Bacia do Rio Turvo Sujo - Viçosa MG.** Advisor: Raphael Bragança Alves Fernandes. Co-advisors: Elpídio Inácio Fernandes Filho, Carlos Ernesto Gonçalves Reynaud Schaefer, João Luiz Lani.

Human occupations have a history of lack of planning and lack of organization that, many times, have compromised people's quality of life and environmental quality. It is observed that soil loss is a major environmental problem associated with the use and occupation of new areas, which, besides affecting the native flora and fauna, can seriously compromise the flow of watercourses and, therefore, people's quality of life. In this context, in any planning process, the availability and the information about the soil resources, in particular of its limitations and capabilities, are important data. Given the above, this study has aimed to: i) evaluate the effectiveness of two different approaches to soil mapping: automated via Artificial Neural Networks (ANN) and the traditional one, made with the help of soil scientists; and ii) estimate the carbon stock of the soil in Bacia do Rio Turvo Sujo, located in the Zona da Mata of Minas Gerais. The methodology consisted of modeling the distribution of soils in the basin area, using existing and new data, Geographic Information System (GIS), RNA's and field checks. The existing data were obtained in theses and documents that contained information on soil profiles in the area. The new data were collected in the field, in modal profiles for specific points of the basin, due to the absence of previous data. In the collections in the field, the profile was described and samples were collected from each horizon. We also raised some points of observation of some classes of soil. In working with GIS, a digital elevation model (DEM) was generated and from it, there were slope mapping, radiation, surface of sun exposure, horizontal distance, vertical distance, and curvature. Combining the curvature, slope, and vertical distance to drainage resulted in a map of units in the landscape of that region: top, terrace, convex and concave hillsides. In addition to these input data, three bands of an ASTER image (from 2001) and the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) were used. Two soil maps were then produced: one made with soil scientists, focused solely on field and laboratory data, and the other, which used GIS and ANN tools. The evaluation of the suitability of soil maps produced was made from the Kappa index. In the conventional map five classes of soil were established, and in the one produced via ANN, seven classes. The results showed greater accuracy of the map produced via ANN (Kappa = 66.6%) compared with that generated in traditional way (Kappa = 42.6%). The carbon stock in the soil, estimated up to one meter depth based on profile data from the basin of Rio Turvo, was around 4.900.000 tons,

considering the depth of 1 meter. The relationship between the occurrence of soils and relief attributes, derived from DEM, were decisive in the delineation of soil mapping units in the region studied, which certainly ensured a better performance of the digital map production. Although extrapolation to other regions should be taken with caution, the results indicate that the ANNs were able to map the soils in the Bacia do Rio Turvo Sujo in an automated and appropriate manner, with more detailed results than the traditional procedure. In the conventional classification, it is difficult to perfectly integrate a wide range of information from different sources and in this respect, the ANNs result in helping to obtain a final product of better quality. Obviously, this data processing will not be able to replace human hands and minds in the survey procedures and soil classification, but should be taken as a tool to obtain results increasingly closer to reality.

INTRODUÇÃO GERAL

As ocupações humanas do meio natural freqüentemente têm ocorrido de forma desordenada, provocando como conseqüências, em muitas das vezes, a redução da qualidade ambiental e de vida da população em geral. Muitas áreas urbanas e até mesmo rurais têm apresentado crescimento sem o devido planejamento, o que compromete não só aspectos sociais, como também políticos, econômicos, culturais e, principalmente, ambientais.

A degradação e perda do solo são alguns dos grandes problemas ambientais associados ao uso e ocupação de novas áreas, sejam elas urbanas ou rurais. Esses efeitos sobre o recurso natural solo podem comprometer seriamente a vazão dos cursos d'água, além de afetar a flora e fauna nativas, desta forma, podendo ocasionar conseqüências diretas e indiretas sobre a qualidade de vida das pessoas. Dentro deste contexto de comprometimento da qualidade, os elementos ambientais potencialmente mais alterados são o solo e a água.

Essa situação de deterioração da qualidade ambiental tem sido associada à visão imediatista, com foco apenas nos benefícios imediatos das ações e empreendimentos implementados, privilegiando-se de forma demasiada o crescimento econômico e, relegando-se a um segundo plano, a aptidão e a capacidade de recuperação dos ecossistemas. Urge, portanto, o foco em formas de desenvolvimento mais alinhadas com o uso adequado dos recursos naturais e a harmonia na sustentabilidade sócio-econômica-ambiental.

Sob essa linha de raciocínio, torna-se relevante buscar o equilíbrio entre o uso do solo e a sua devida aptidão, evitando que áreas mais vulneráveis à degradação sejam utilizadas. A aptidão deve, portanto, ser considerada como um dos balizadores de como ocupar e utilizar o solo em qualquer empreendimento rural ou urbano.

Os recursos hídricos são outra vertente dessa discussão. Fundamentais por abrangerem a água em todas as suas formas e concepções, constituem recurso considerado como de necessidade básica para todas as formas de vida, desempenhando importante papel no ambiente em que estão inseridos. Deles são retirados os volumes responsáveis pelo abastecimento das comunidades e revitalização dos agroecossistemas. Os recursos hídricos guardam relação direta com os solos de uma região, sendo diretamente e indiretamente afetadas pelo uso e manejo desses. O efeito atinge tanto a quantidade de água disponível, como a sua qualidade, o que pode apresentar conseqüências diretas sobre a saúde humana.

No uso do espaço natural, o que se verifica é uma grande dificuldade de se viabilizar processos de ocupação das terras em sintonia com o ambiente circundante. A gestão do espaço via bacias hidrográficas tem sido considerada uma opção de intervenção no meio natural, onde se busca considerar que os recursos naturais envolvidos devam ser associados à devida preocupação com a aptidão e limitação do terreno. Por possuir limites naturais, homogeneidades e características de mais fácil mensuração, as bacias hidrográficas são ideais para a compreensão de processos simples ou até mesmo complexos que, posteriormente, podem ser replicados em escalas maiores.

Nos estudos ambientais, diferentes ferramentas metodológicas têm sido utilizadas buscando integrar informação, análise de dados e proposição de soluções. Dentre essas ferramentas, têm se destacado o uso de técnicas assistidas por computador, em especial as relacionadas ao geoprocessamento. Essas técnicas constituem-se em um instrumento de grande potencial para o estabelecimento de planos integrados de conservação do solo e da água. Os Sistemas de Informações Geográficas (SIG's), por exemplo, permitem o armazenamento, manipulação e análise de dados com um grande diferencial, o de incorporar a análise espacial do que está sendo estudado, algo fundamental quando se trata do meio ambiente. Eles se destacam ainda por sua capacidade de coletar, armazenar e recuperar informações provenientes de fontes e formatos distintos, abrindo possibilidades para a posterior elaboração de mapas, gráficos e textos.

Neste contexto informacional, também se inserem as Redes Neurais Artificiais (RNA's), um tipo de regra de decisão que constitui uma importante ferramenta que trabalha com grande quantidade de dados. As RNA's simulam o comportamento do cérebro humano, que recebe diferentes dados, recombina-os e produz novas informações, em função das necessidades e condições exigidas pelo operador. No que se refere ao mapeamento de aspectos ambientais, as redes são capazes de combinar diferentes elementos, de uma forma matemática, eliminando as subjetividades e produzindo dados quantitativos, fundamentais para análises posteriores.

Diante desse contexto apresentado insere-se a proposta do presente trabalho. O objetivo central foi o de executar a modelagem da distribuição de solos na paisagem da Bacia do Turvo Sujo, utilizando-se de Redes Neurais Artificiais (RNA's). Objetivou-se também estimar o estoque de carbono nos solos da referida bacia hidrográfica, uma informação atualmente muito demandada para fins de planejamento com vistas às discussões que envolvem as mudanças climáticas globais.

CAPÍTULO 1

AVALIAÇÃO DO USO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA O MAPEAMENTO DE SOLOS DE UMA BACIA HIDROGRÁFICA DE VIÇOSA, MG

Resumo

O desenvolvimento científico tem provocado profundas alterações na dinâmica da vida em sociedade, que exigem de cada parcela da população cada vez mais a utilização de novas tecnologias, que permitem resultados mais precisos e obtidos de forma mais rápida. No que se refere a atividades de mapeamento, o uso destas tecnologias estão também cada vez mais incorporadas. Além dos programas já comumente utilizados associados aos Sistemas de Informações Geográficas (SIG's), surgem as Redes Neurais Artificiais (RNA's) como uma ferramenta que simula o comportamento do cérebro humano, usando uma série de variáveis que enriquecem a manipulação de dados e permitem resultados, muitas vezes, com um alto nível de precisão. Tais unidades são dispostas em uma ou mais camadas e interligadas por um grande número de conexões, geralmente unidirecionais. Diante do exposto, o presente trabalho teve como objetivos avaliar a eficiência de duas diferentes metodologias de mapeamento dos solos: a automatizada, via Redes Neurais Artificiais (RNA's) e a tradicional, efetuada com auxílio de pedólogos. A metodologia utilizada consistiu na execução da modelagem da distribuição de solos na área da bacia do rio Turvo Sujo, utilizando-se dados existentes e novos, manuseados através dos SIG's e das RNA's, verificados ao final pelas checagens de campo. Os dados existentes foram obtidos em teses e documentos que continham informações de perfis de solos presentes na área. Os novos dados foram coletados em campo, em perfis modais, para pontos específicos da bacia, em função da ausência de dados anteriores. Nas coletas de campo, o perfil foi descrito e as amostras foram coletadas de cada horizonte. Foram levantados também pontos de observação para algumas classes de solos. No trabalho com SIG foi gerado um modelo digital de elevação (MDE) e, a partir dele, os mapas de declividade, radiação, face de exposição solar, distância horizontal, distância vertical e curvatura. Combinando-se a curvatura, a declividade e a distância vertical à drenagem, produziu-se um mapa de unidades da paisagem na região: topo, terraço, encostas côncavas e encostas convexas. Além destes dados de entrada, foram usadas três bandas de uma imagem ASTER (do ano

de 2001) e o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI). Dois mapas de solos foram então produzidos: um efetuado juntamente com pedólogos e centrado unicamente nos dados de campo e de laboratório, e o outro, que fez uso das ferramentas de SIG e RNA. A avaliação da adequabilidade dos mapas de solos produzidos foi efetuada a partir do índice Kappa. No mapa convencional foram estabelecidas cinco classes de solo e, no produzido via RNA, sete classes. Os resultados indicaram maior acerto do mapa produzido via RNA (Kappa = 66,6%), em comparação com aquele gerado pela forma tradicional (Kappa = 42,6%). As relações entre a ocorrência dos solos e os atributos do relevo derivados do MDE foram determinantes para o delineamento de unidades de mapeamento de solos na região estudada, o que por certo, garantiu a qualidade dos dados gerados. Embora a extrapolação para outras regiões deva ser tomada com ressalvas, os resultados obtidos indicam que as RNA's foram capazes de mapear de forma automatizada e adequada os solos da Bacia do Rio Turvo Sujo, com resultados mais detalhados do que o procedimento tradicional. Na classificação convencional, é difícil a perfeita integração de um grande número de informações de diferentes origens e, sob esse aspecto, as RNA's acabam auxiliando na obtenção de um produto final de melhor qualidade.

Palavras-chave: Tecnologia, Sistemas de Informações Geográficas, Classes de Solos

1. INTRODUÇÃO

O desenvolvimento científico tem provocado profundas alterações na dinâmica da vida em sociedade. Cada vez mais somos submetidos a necessidades em que o tempo muitas vezes não é suficiente. Daí surge uma demanda de que se faça uma utilização destes avanços para a produção de um conhecimento que seja aplicado em nossa vida profissional.

Quando se trabalha com atividades relacionadas ao mapeamento, um dos problemas que ocorre é o tempo que é consumido para a elaboração de mapas, que associado ao custo elevado, acaba muitas vezes impedindo que sejam produzidos materiais fundamentais no que se refere à atividade de planejamento ou conhecimento de novas áreas. Para auxiliar nesse trabalho, e visando a extrapolação de dados para grandes áreas, existem as Redes Neurais Artificiais (RNA's), que associadas ao Sistema de Informação Geográfica (SIG), representam significativos avanços nesta área do conhecimento.

As RNA's são sistemas paralelos distribuídos e compostos por unidades de processamento simples (neurônios) que computam determinadas funções matemáticas (normalmente não lineares). Tais unidades são dispostas em uma ou mais camadas e interligadas por um grande número de conexões, geralmente unidirecionais. Na maioria dos modelos estas conexões estão associadas a pesos, os quais armazenam o conhecimento representado no modelo e servem para ponderar a entrada recebida por neurônios conectados por uma rede (Braga et al., 1998).

As RNA's podem ser consideradas um esforço matemático para simular, em parte, o funcionamento do cérebro humano por meio de uma rede de elementos de processamento unitários que juntos, e funcionando em paralelo, simulariam o fluxo de "informações" do cérebro humano (McBratney, 2003). A tentativa inicial de reproduzir o alto desempenho do cérebro humano em tarefas cognitivas extremamente complexas motivou o desenvolvimento inicial dos modelos de RNA's. Tais modelos representam um tipo especial de processamento das informações que consiste de muitas células primitivas que trabalham em paralelo e estão conectadas através de ligações diretas ou conexões. A principal função desses neurônios é distribuir padrões de ativação através de suas conexões, de maneira similar ao mecanismo básico do cérebro humano (Zell et al., 1995).

Ao considerar que as RNA's são modelos computacionais inspirados no sistema nervoso biológico, Wasserman (1989) afirma que elas são capazes de aprender através de exemplos e de generalizar a informação aprendida, o que constitui um dos principais atrativos da solução de problemas por meio de RNA's. A generalização, que está associada à capacidade da rede aprender a partir de um conjunto reduzido de exemplos e,

posteriormente, dar respostas coerentes para dados não conhecidos, é uma demonstração de que a capacidade das RNA's vai muito além do que simplesmente mapear relações de entrada e saída. Assim, elas são capazes de extrair informações não apresentadas de forma explícitas através de exemplos. Inúmeras qualidades das RNA's podem ser indicadas (Brondino, 1999):

- a) habilidade de aprender com exemplos: os sistemas têm a capacidade de aprender com a experiência;
- b) robustez: habilidade de lidar com ruídos, já que as RNA's são tolerantes a falhas e podem continuar a fornecer respostas adequadas por um bom tempo, o que as diferencia dos sistemas convencionais, onde uma falha pode causar prejuízo do sistema como um todo; e
- c) velocidade do processamento: como as RNA's consistem de um grande número de unidades de processamento operando em paralelo, elas podem trabalhar em velocidades consideráveis em relação aos métodos computacionais comuns.

As redes neurais podem ser de camada simples (*Perceptron*), constituídas por um grupo de neurônios arranjados em apenas uma camada, ou em multicamadas (*Perceptron Multicamadas*), formadas por várias camadas intermediárias ou pela combinação de várias redes de camadas simples (Venturieri e Santos, 1998).

A topologia de uma RNA refere-se à maneira como os elementos de processamento são organizados. Isto afeta o desempenho da rede, uma vez que sua estrutura está intimamente relacionada com o algoritmo de aprendizado usado na fase de seu treinamento. A *Perceptron Multicamadas* com aprendizado backpropagation é uma das redes mais usadas, sendo constituído de: camada de entrada, onde os dados de entrada são apresentados à rede; camadas intermediárias ou ocultas, onde é feita a maior parte do processamento, por meio de conexões que ponderam as entradas via pesos e que podem ser consideradas como extratoras de características; e camada de saída, onde se recebe os valores já processados pela rede (Figura 1). O arranjo destes neurônios pode assumir diferentes formas variando na natureza da ligação entre camadas, no número de camadas e no número de neurônios por camadas, o que é denominado de arquitetura da RNA (Ito et al., 2000).

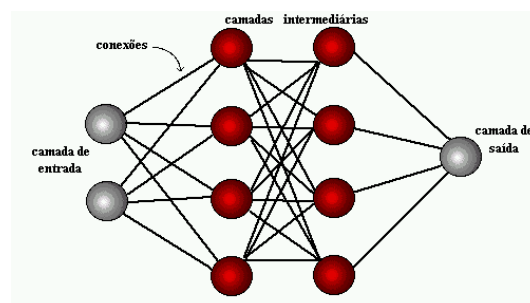


Figura 1 - Esquema ilustrativo da organização das redes neurais artificiais em camadas (*Perceptron Multicamadas*). Fonte: Tatibana e Kaetsu (2006).

Embora uma rede com três camadas possa formar regiões de decisão complexas, algumas vezes a dificuldade na aprendizagem pode ser minimizada aumentando o número de camadas internas. Por outro lado, se forem usadas muitas camadas na rede ou muitos nós nas camadas, são necessários muito mais cálculos e a rede pode perder a habilidade de generalizar (Gong, 1996). Desta forma, o mais recomendado é que se use de uma a duas camadas internas.

As redes multicamadas têm sido muito utilizadas para soluções de problemas envolvendo altos graus de não-linearidade, principalmente quando os dados de entrada são dados muitos similares. Tais redes adotam um treinamento supervisionado que utiliza um algoritmo muito popular chamado de retro-propagação de erro (*error backpropagation*), sendo baseado na Regra Delta Generalizada, que “corrige” o erro durante o treinamento (Haykin, 2001).

Segundo Lippimann (1987), esse é o algoritmo mais conhecido para aprendizagem supervisionada. Ele permite um ajuste de pesos em cada uma das camadas da rede e é projetado para minimizar o erro entre a saída calculada por uma arquitetura multicamadas e a saída desejada. O componente essencial desse algoritmo é o método iterativo que propaga regressivamente o erro requerido para adaptar os pesos, a partir dos neurônios da camada de saída para os nós das camadas precedentes.

O processo de treinamento pelo algoritmo *backpropagation* começa com a definição de um conjunto arbitrário de pesos para as conexões da rede e envolve duas fases distintas. Na primeira, um vetor de treinamento com a respectiva saída desejada é apresentado à rede e propagado através de suas camadas para computar uma saída para cada elemento de processamento. As saídas dos nós da última camada são então comparadas com as saídas desejadas e, a partir disso, são calculados os valores de erro. A segunda fase envolve uma retropropagação, ou seja, uma passagem de volta através da rede a partir da última camada, durante a qual, o erro é repassado para cada elemento de processamento e os pesos correspondentes são convenientemente alterados. Em um treinamento bem sucedido, este erro diminui com o aumento do número de iterações e o procedimento converge para um conjunto estável de pesos (Galo, 2000).

Para dimensionar uma arquitetura de rede neural artificial, que seja adequada para classificar uma dada situação de interesse, deve-se definir o número de camadas que constituirão, assim como o número de nós (ou neurônios) que constarão de cada camada da rede. De acordo com Gonzalez e Woods (1993) o número de elementos de processamento (nós) da primeira camada corresponde ao número de variáveis ou dimensão vetor de atributos dos dados de entrada. Já a camada de saída terá tantos elementos quantas forem as classes a serem separadas. O desafio está na definição do número de camadas

escondidas e do número de nós que as compõem. De uma forma prática, este problema tem sido geralmente resolvido por tentativa e erro, experimentalmente e/ou pela experiência prévia do operador no domínio de uma dada situação.

Segundo Venturieri e Santos (1998), uma RNA pode aceitar diferentes dados de entrada. Dados coletados em campo, tais como condições e medidas topográficas, atributos e índices edáficos, valores de fitomassa, estágio de desenvolvimento de culturas agrícolas, entre outros. Estes elementos podem ser utilizados como fonte de definição e de contexto de determinado alvo, importante na tarefa de memorização da característica temática. Com isto, aumenta-se a precisão da classificação desejada, como por exemplo, para fins agrícolas e florestais.

Tão importante quanto à informação resultante de uma classificação é conhecer o grau de incerteza associada a esta informação (Santos et. al., 2003). Alguns índices são utilizados no intuito de representar o grau de exatidão de um mapa ou classificação. Entre os índices mais utilizados, destacam-se a exatidão global e o coeficiente *Kappa*. Enquanto o primeiro avalia a porcentagem de acerto em um mapa, o segundo, baseia-se nas informações marginais de uma matriz de confusão. Em ambos os casos, são usadas amostras para as quais são conhecidas as verdades de campo, escolhidas arbitrariamente.

No entanto, esses índices são globais, ou seja, consideram todo o mapa e não refletem as incertezas espacialmente distribuídas. A fim de se obter um mapa de incertezas (incertezas espacialmente distribuídas) associadas ao mapa proveniente de uma classificação, pode-se inicialmente basear-se na probabilidade de se estar atribuindo erroneamente o pixel a uma determinada classe. Neste caso, a qualidade de um conjunto de dados é freqüentemente dada por um padrão satisfatório. Porém, isso não significa que a qualidade é uniformemente mantida ao longo do conjunto de dados. Em algumas áreas, variações significantes nessa qualidade podem existir, e essas regiões podem ser de interesse especial para o usuário. Então, uma representação espacial dos pontos de maior incerteza na classificação pode informar ao usuário as variações locais na qualidade dos dados.

Diante do exposto, o presente trabalho teve como objetivo avaliar a eficiência de duas diferentes metodologias de mapeamento dos solos: automatizada, via Redes Neurais Artificiais (RNA's) e a tradicional, efetuada com auxílio de pedólogos, tendo como área de estudo a bacia hidrográfica do Rio Turvo Sujo, localizada na Zona da Mata mineira.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1. Localização e características gerais da área de estudo

A área de estudo do presente trabalho corresponde à bacia hidrográfica do Rio Turvo Sujo (Figura 2), que se localiza entre as coordenadas geográficas 42°40' e 43°00' de longitude oeste, e 20°39' e 20°55' de latitude sul e faz parte da bacia hidrográfica do Rio Doce. Ela possui área total de aproximadamente 400 km², abrangendo parte dos municípios de Viçosa, Cajuri, Coimbra, Teixeiras e Guaraciaba, na Zona da Mata, Estado de Minas Gerais. Trata-se de uma bacia com altitude média de 775 m, com cotas extremas de 600 e 945 m (Quinteiro, 1997).

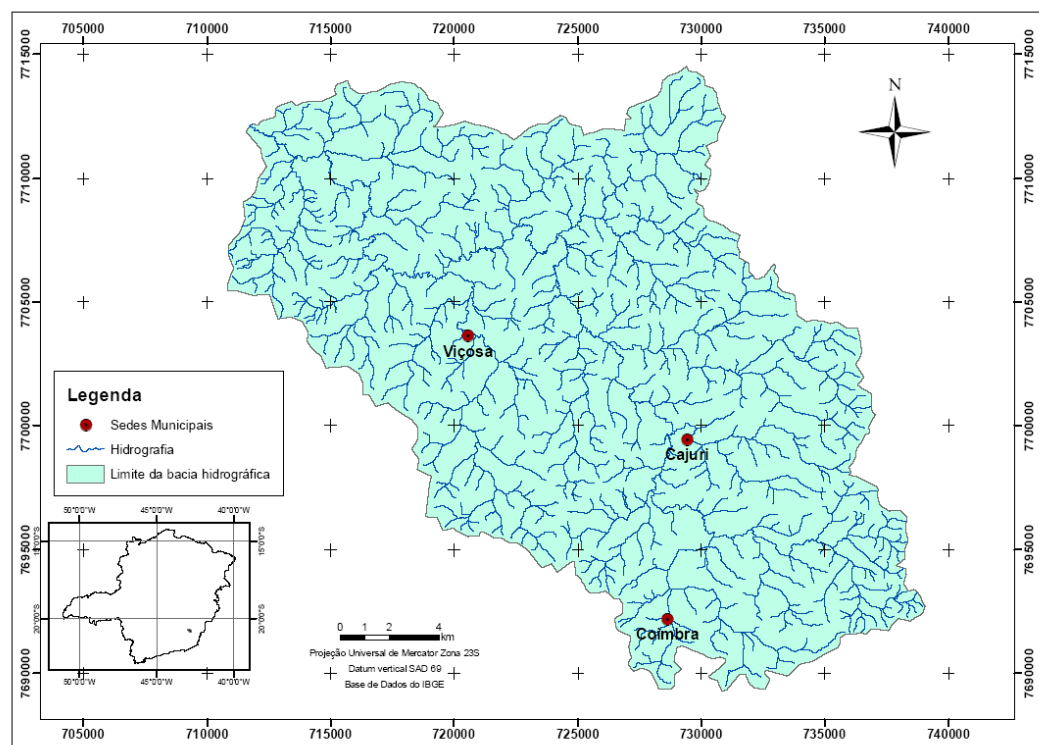


Figura 2 - Localização da Bacia Hidrográfica do Rio Turvo Sujo - MG.

Segundo Fernandes (1996), sua área é dominada por relevo forte ondulado e montanhoso, que Côrrea (1984) define como aquele formado por encostas de perfil convexo-côncavo embutidos em vales de fundo chato, formados por terraços e leitos maiores, onde meandram pequenos córregos. Quinteiro (1997) também define a região como de relevo predominantemente acidentado, caracterizada, sobretudo, por pequenas propriedades rurais.

O Rio Turvo Sujo percorre uma bacia hidrográfica não protegida, em uma área pouco urbanizada, salvo pequenas e localizadas exceções, com atividades agropecuárias intensas. Esse rio principal tem como principais afluentes, além de outros menores, o Ribeirão dos Quartéis, Córrego Latão, Córrego Sertão, Ribeirão São Joaquim, Ribeirão Santa Tereza, Córrego dos Nobres, Rio São João e Ribeirão São Bartolomeu. Já a sub-bacia deste último concentra a área urbana da cidade de Viçosa.

As águas do Rio Turvo Sujo apresentam qualidade inferior às do Ribeirão São Bartolomeu, mas a rigor, nenhuma das duas poderia ser considerada altamente poluída em termos de parâmetros físico-químicos. Porém, cistos de *Giardia* e oocistos de *Cryptosporidium*, protozoários associados à doenças de veiculação hídrica, são detectados em elevadas densidades na bacia (Heller et al., 2004).

A oferta de água não chega a constituir problema maior para a região, já que o Rio Turvo apresenta vazão de cerca de 1.000 L s^{-1} em época de chuvas. A densidade de drenagem dessa bacia fica entre 2,4 a 3 km km^{-2} . O padrão de drenagem é dendrítico, que se caracteriza por ramificações irregulares de curso de água em diversas direções, com vários ângulos de junção ao curso principal (Valente e Castro, 1981). Além desse modelo dendrítico, Fernandes (1996) ressalta que a região é composta por uma abundante rede de drenagem e com seção transversal em “U”.

Uma extensa caracterização geométrica (área, perímetro e forma) do relevo (declividade e altitude) e da rede de drenagem (ordem e comprimento dos cursos d’água, densidade de drenagem) da bacia hidrográfica do Turvo Sujo é disponível na literatura (Santos, 2001). Após fazer a modelagem hidrológica da bacia em curvas de nível de 20 em 20 m, o autor promoveu a definição das classes de relevo da bacia. Os resultados obtidos indicaram o predomínio de relevo ondulado e forte ondulado, embora se destaque um percentual considerável de áreas planas, que representam quase um quarto da área total da bacia.

A vegetação original da bacia hidrográfica era a floresta tropical subperenifolia, que deu lugar, após intenso desmatamento, à lavoura cafeeira, responsável pela colonização inicial da região. O ciclo do café proporcionou o empobrecimento dos solos, deixando marcas nos aspectos físicos da paisagem atual e na socioeconomia regional. O café foi, em grande parte, substituído por pastagem de capim gordura. Atualmente, além do café, a exploração agrícola é composta pelas culturas de milho, feijão, arroz e olerícolas, sendo concentrada nos terraços e leitos maiores, onde também é intensificada a atividade urbana (Fernandes, 1996). Ainda com referência ao uso e ocupação do solo na bacia hidrográfica, Quinteiro (1997) também indica as principais formas de utilização do espaço, na qual se verifica o predomínio absoluto das pastagens.

2.2. Base de dados de solos

Para a realização do presente estudo, foi montada uma base de dados em todas as etapas do trabalho. Neste sentido, foram utilizados dados obtidos em estudos anteriores e coleta de novos dados.

A análise de dados existentes foi feita com base em levantamento bibliográfico, a partir de teses e trabalhos científicos já produzidos, e que possuíssem perfis de solos na área de estudo (Anexo 1). Estes perfis foram padronizados e atualizados de acordo com o proposto pelo Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (EMBRAPA, 2006).

A coleta de novos dados foi feita a partir da abertura e descrição de perfis de solo (Anexo 2). Isto foi feito somente na região sul, nas cabeceiras da bacia do Rio Turvo Sujo, por se tratar de uma área pouco estudada e, portanto, com poucos dados disponíveis. A descrição e coleta de amostras foram feitas em toposseqüências representativas da região, possibilitando a análise de diferentes tipos de solos conforme sua distribuição na paisagem.

Inicialmente, considerando os dados existentes (39) e novos (5), foram levantados 44 perfis (Perfis de solos - Figura 3). Um banco de dados foi organizado com todas as informações coletadas, contendo a classificação destes solos, sua localização e alguns dados analíticos. As coordenadas geográficas dos perfis foram reprojatadas de graus para UTM e foi produzido um arquivo *shape* contendo a localização de todos os perfis.

Em um segundo momento, foi diagnosticada a necessidade de se fazer uma nova coleta de perfis para as classes com menor número de informações disponíveis, visando ampliar a base de dados. Chamados de pontos de observação, eles foram classificados até o segundo nível categórico e georreferenciados para posterior mapeamento. Ao todo, nessa etapa foram verificados mais 58 pontos de observação (Pontos de observação - Figura 3), desta forma, totalizando 102 pontos.

Os perfis de solo são utilizados para caracterizar e confirmar as relações solo-paisagem existentes na área de estudo. Quanto mais perfis, maior a certeza das afirmações. Nesse sentido, alguns pontos coletados fora da área da bacia hidrográfica foram mantidos para ampliar a base de dados, considerando que a localização destes perfis é próxima à área de estudo.

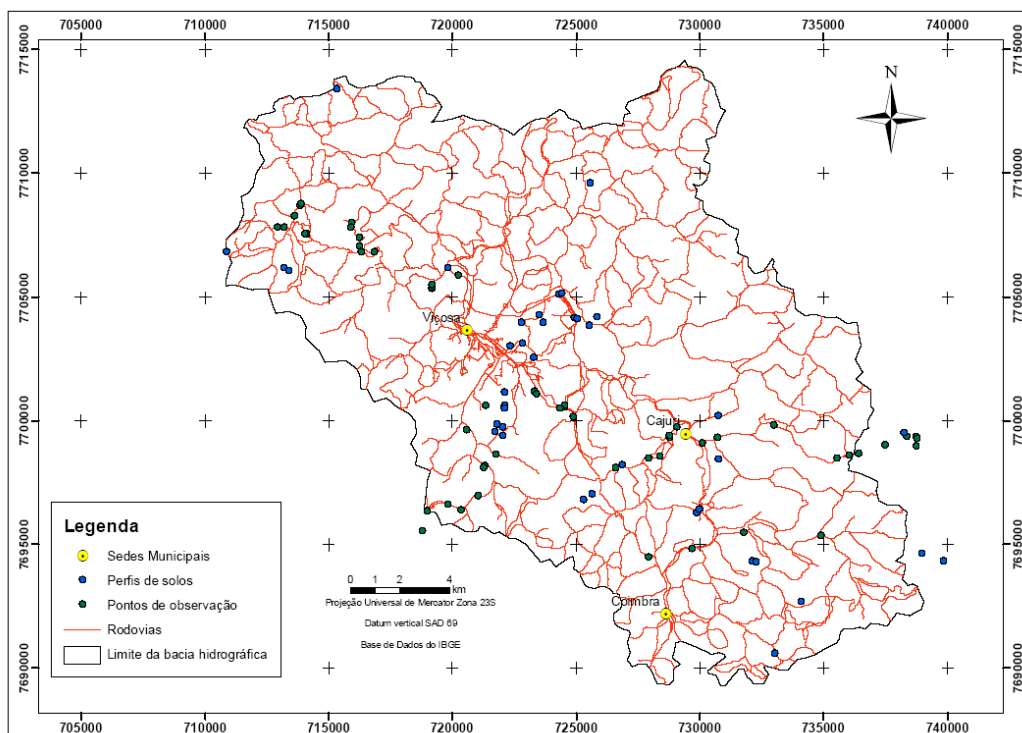


Figura 3 - Localização dos perfis de solos usados para estabelecer a natureza das relações solo-paisagem na área.

2.3. Análises de laboratório

Para alguns pontos da bacia em estudo foi necessária a descrição de novos perfis de solos. Nas toposeqüências selecionadas para esse fim, amostras de solo foram coletadas em cada horizonte dos perfis abertos e descritos. As amostras de solo foram, em laboratório, submetidas aos seguintes procedimentos analíticos: análise textural, argila dispersa em água, caracterização química de rotina e carbono orgânico total.

A análise textural foi conduzida pelo método da pipeta (EMBRAPA, 1997), porém com agitação lenta de 50 rpm por 16 h (Ruiz, 2005a) e determinação de silte por pipetagem (Ruiz, 2005b), e não por diferença. A argila dispersa em água foi determinada seguindo método descrito para análise granulométrica, com agitação rápida (12.000 rpm por 15 min), suprimindo-se o uso do dispersante químico (EMBRAPA, 1997).

A caracterização química de rotina foi efetuada conforme Defelipo e Ribeiro (1981). O pH em água foi determinado na relação solo:solução de 1:2,5; a acidez potencial (H+Al) foi obtida com $\text{Ca}(\text{OAc})_2$ 0,5 mol L⁻¹ tamponado a pH 7,0 e quantificada por titulometria com NaOH; os teores de Ca, Mg e Al trocáveis foram extraídos com KCl 1 mol L⁻¹, sendo determinados por espectroscopia de absorção atômica; o Na e K foram extraídos com Mehlich-1 e quantificados por fotometria de chama; o P disponível foi extraído com Mehlich-1 e quantificado por colorimetria.

O ataque sulfúrico foi realizado somente em algumas amostras de solos selecionadas, para fins de caracterização e definição da classificação dos solos. A extração de ferro, alumínio, titânio e sílica foi obtida após digestão com H_2SO_4 1:1 (volume), aquecendo até a fervura, sob refluxo, com posterior resfriamento, diluição e filtração. No resíduo determinou-se SiO_2 e, no filtrado, Fe_2O_3 , Al_2O_3 e TiO_2 , conforme método descrito em EMBRAPA (1997).

A análise textural e da argila dispersa em água foi realizada no Laboratório de Física do Solo do Departamento de Solos da Universidade Federal de Viçosa (DPS/UFV). A caracterização química foi realizada no Laboratório de Análises de Rotina do DPS/UFV. O ataque sulfúrico foi feito no Centro Nacional de Pesquisa de Solos (CNPS-EMBRAPA).

2.4. Variáveis discriminantes

2.4.1. Modelo Digital de Elevação

Para a elaboração dos atributos do terreno, inicialmente foi gerado o Modelo Digital de Elevação (MDE) da Bacia do Turvo Sujo com células de 15 x 15 m, com a finalidade de manter o padrão de tamanho de outras variáveis discriminantes como a imagem de satélite.

O MDE é uma representação espacial da superfície do terreno, a partir de pontos que descrevem a topografia ou a elevação tridimensional de uma grade de dados a intervalos regulares ou irregulares (Montgomery, 2003). O MDE da bacia avaliada foi gerado a partir de três conjuntos de dados básicos: drenagem, curvas de nível e delimitação da área (recorte). Foi utilizado o módulo “*topo to raster*” do ArcGIS 9.2.

Para facilitar a geração de outras variáveis discriminantes, tais como a declividade e a face de exposição, um retângulo (recorte) foi definido contendo toda a extensão da bacia hidrográfica (Figura 4), denominado área de trabalho. Esta seleção objetivou também garantir uma margem de erro, de forma a permitir a inclusão da área do entorno da bacia, podendo desta forma, incorporar alguns perfis extras próximos, permitindo ainda ampliar a base de informações disponíveis. Todos os dados posteriores foram trabalhados considerando o referido recorte.

Todos os dados das variáveis discriminantes utilizadas foram reescalados para o intervalo de 0 a 1 para entrada nas RNA's com o objetivo de não saturar as redes neurais.

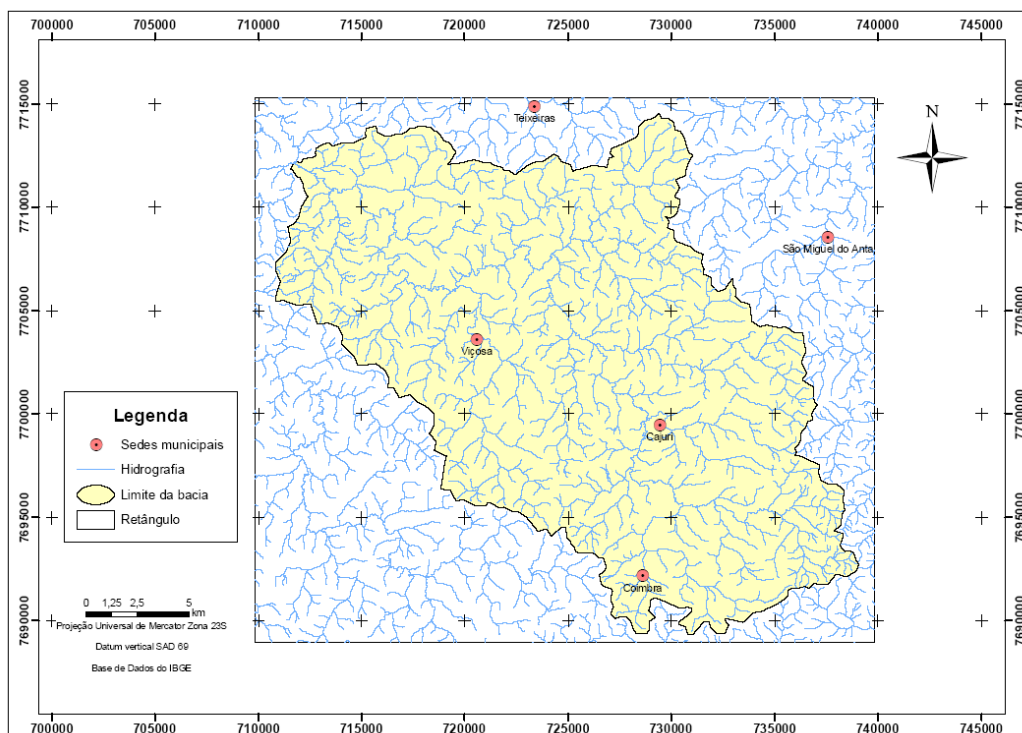


Figura 4 – Recorte em forma retangular abrangendo a área da bacia e seu entorno.

Para a definição da rede de drenagem, quatro cartas do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 1972) foram utilizadas para representar toda a área delimitada: Ervália, Viçosa, São Miguel do Anta e Teixeira. Essas cartas foram unidas e, posteriormente, um recorte foi gerado considerando o retângulo referido anteriormente (área de trabalho). A direção de escoamento da drenagem e as margens duplas de alguns rios foram devidamente corrigidas, para possibilitar a posterior geração do MDE.

As curvas de nível da área de trabalho também foram obtidas a partir de cartas do IBGE, que não possuíam os valores das cotas. A inclusão dos valores das cotas foi efetuada a partir de alguns pontos com cotas disponíveis, utilizando-se o software ArcView e a extensão *Topograph*. As cotas nas cartas originais eram de 20 em 20 m, com algumas linhas de controle nas curvas de final 50 m (450, 550, 650, etc.).

Todas as informações utilizadas foram padronizadas segundo o sistema de projeção *South American 1969 UTM – Zona 23S*. Desta forma, foi gerado o MDE com o relevo da bacia. Para facilitar a visualização desse modelo, o procedimento *Hillshade*, que sombreia parte da *layer* foi adotado, facilitando desta forma, a assimilação do relevo.

2.4.1.1. Declividade

A declividade da área de trabalho foi gerada pelo software ArcGIS 9.2 utilizando-se o comando “*slope*”. Este procedimento visou identificar a taxa máxima de variação no valor Z (altitude) de cada célula em relação às suas oito células vizinhas, considerando uma janela de 3x3. Desta forma garantiu-se que a grade de saída fosse regular, contendo o valor da declividade em porcentagem.

A relevância da declividade enquanto informação para o mapeamento digital é embasada no fato de ser esse atributo topográfico primário considerado um dos mais importantes no controle dos processos pedogenéticos, pois afeta diretamente a velocidade do fluxo superficial e subsuperficial da água e, conseqüentemente, a umidade do solo e o potencial de erosão/deposição, dentre outros processos importantes na formação dos solos. Desta forma, a profundidade do solo pode ser considerada como diretamente relacionada à declividade da área (Gallant e Wilson, 2000).

2.4.1.2. Radiação solar global

A radiação solar é a fonte primária de fenômenos atmosféricos e de processos físicos, químicos e biológicos observados na superfície terrestre. Pode ser aproveitada sob várias formas, tais como a captura pela biomassa, o aquecimento de ar e água e para fins domésticos e industriais.

Uma *layer* específica contemplando a de radiação solar anual recebida na área foi gerada a partir do MDE, utilizando o produto “*area solar radiation*” do ArcGIS 9.2. A radiação solar é a fonte primária para processos físicos e biológicos que ocorrem na paisagem, havendo variação da mesma de acordo com a face de exposição, declive e época do ano.

As conseqüências dos gradientes de insolação são uma elevada heterogeneidade espacial e temporal na distribuição da energia e no balanço de água. Isto influencia direta e indiretamente o regime de temperatura do ar e do solo, a evapotranspiração, a umidade do solo e o desenvolvimento vegetal, esse último em função da energia disponível para a fotossíntese (Fu e Rich, 1999). Como estes fatores afetam o padrão espacial dos processos pedogenéticos, espera-se que também afetem a distribuição dos solos na paisagem.

2.4.1.3. Aspecto (face de exposição)

A geração dos dados correspondentes ao aspecto teve por finalidade identificar a direção da taxa máxima de mudança no valor Z para cada célula central em relação às suas

vizinhas, num plano de 3x3 células. A orientação das vertentes é um atributo primário de relevo pouco explorado no estudo das relações solo-paisagem no Brasil, o que pode ser explicado pela dificuldade de sua obtenção pelo método tradicional da fotointerpretação (Chagas, 2006). Entretanto, softwares mais atuais permitem a geração deste tipo de modelo, sendo gerado pelo ArcGIS 9.2, através do comando “*aspect*”.

O aspecto, que pode ser entendido como a direção da declividade (ESRI, 1996a e ESRI, 1996b) foi expresso em termos de graus positivos, de 0 a 360°, medidos a partir do Norte, e em sentido horário. Os dados foram classificados quanto às quatro faces de exposição, em função dos graus e seguindo o seguinte critério: Nordeste (0 a 90°), Sudeste (90 a 180°), Sudoeste (180 a 270°) e Noroeste (270 a 360°).

2.4.1.4. Distância Horizontal até a drenagem

A distância horizontal até a drenagem, também conhecida como distância euclidiana, define as classes de distância dos pontos da paisagem até os cursos d’água, a partir de intervalos regulares delimitados na *layer* produzida. Ela foi gerada utilizando o “*euclidian distance*”, do ArcGIS 9.2.

Os valores dos pixels na área de trabalho variam das margens dos elementos de drenagem até o topo da paisagem, sendo expressos em metros.

2.4.1.5. Curvatura

A curvatura indica a morfologia da paisagem, que pode variar de côncava à convexa, passando pela plana. A superfície de curvatura é obtida a partir do MDE, o qual permite gerar duas grades de resultados, uma representando o perfil, e outra, o plano de curvatura propriamente dito. Esses resultados, quando analisados em conjunto podem auxiliar na distinção de processos geomorfológicos, tais como erosão e escoamento superficial da água. Em termos gerais, a superfície de curvatura é definida como a declividade da declividade, ou seja, é a segunda derivada de um MDE (ESRI, 1996a e ESRI, 1996b). Tanto o plano de curvatura como o perfil de curvatura destacam-se por serem importantes atributos na distinção de unidades geomorfológicas. O primeiro refere-se à forma da vertente, analisada em perfil, podendo ser convexa, côncava ou retilínea e, o segundo, refere-se à forma da vertente, em plano, podendo ser convergente, divergente ou planar.

A curvatura é gerada através da ferramenta “*curvature*”. O cálculo é efetuado para cada célula central, numa janela de 3x3 células. Valores positivos indicam que a superfície é fortemente convexa naquela célula e, negativos, indicam uma superfície côncava. Já valores

próximos a zero indicam uma superfície plana. A curvatura foi então reclassificada, desprezando-se as áreas planas, que receberiam *a posteriori* uma sobreposição das *layers* de terraço e topo.

Desta forma, no presente estudo, a curvatura não foi aproveitada individualmente como uma variável discriminante nas RNA's. Ela foi utilizada juntamente com a distância vertical e a declividade para a geração de uma nova variável discriminante que definiu a separação do relevo da bacia em compartimentos geomorfológicos (Item 2.4.1.6).

2.4.1.6. Separação de compartimentos do relevo

O delineamento de unidades geomorfológicas na paisagem é importante para a projeção dos padrões de amostragem nos levantamentos de solos, pois permite reduzir o erro por extrapolação e, portanto, a classificação equivocada dos solos. Adicionalmente a declividade e a curvatura ajudam a explicar grande parte da variabilidade de solos de determinadas regiões (Odeh *et al.*, 1991).

Diante do exposto, a presente proposta considera, assim como sugerido por Park e Burt (2002), que os atributos topográficos do terreno são os mais importantes indicadores da variação das propriedades dos solos. Da mesma forma, Chagas (2006) indica que, dentre estes atributos da paisagem, a elevação, declividade e orientação são os mais efetivos para a realização de levantamentos de solos de média escala. Assim, grande parte dos solos pode ser mapeada pela simples analogia à sua posição no relevo. No caso específico da área de estudo, essa consideração prévia encontra respaldo no conhecimento já acumulado sobre o local e em trabalhos como o de Ippoliti *et al.* (2005), que indicam a declividade e o perfil topográfico como os principais fatores de relevo que definem a distribuição dos solos em microbacias no município de Viçosa.

Nesse sentido, algumas técnicas de geoprocessamento foram empregadas visando, por meio de SIG, separar os compartimentos mais comuns do relevo na região em estudo, sendo os mesmos classificados em: terraço, encostas côncavas, encostas convexas e topos.

Os topos e terraços são facilmente determinados pelas áreas de baixa declividade da região. Entretanto, sua separação não é tão simples como sua identificação. E esta separação se justifica visto que essas tipologias de relevo apresentam diferentes tipos de solos. A altitude não pôde ser usada como parâmetro para a diferenciação, pois ocorre uma grande variação em seus valores da cabeceira até a foz para ambos os compartimentos. Ou seja, terraços próximos à cabeceira podem estar mais altos que os topos nas partes mais à jusante da bacia. A opção utilizada foi gerar uma distância vertical em relação à drenagem,

definindo-se como terraços todas as áreas planas e próximas ao curso d'água e, como topo, todas as áreas mais planas e elevadas em relação ao curso d'água.

Inicialmente, a partir do MDE foram geradas as *layers Fill*, *Flow Direction* (direção do fluxo) e *Flow Accumulation* (fluxo acumulado). Entretanto, essa delimitação acabou sendo arbitrária, já que a drenagem disponível nas cartas do IBGE abrange até mesmo o vertedouro (áreas de escoamento) da água. Assim, optou-se por gerar uma nova rede de drenagem, sem ramificações muito extensas, representando-se apenas as áreas onde provavelmente havia curso d'água.

A nova rede de drenagem foi gerada a partir do fluxo acumulado. Para reduzir as ramificações e produzir a hidrografia acumulada da bacia, a *layer* gerada teve como contribuição 2000 células para cada uma da drenagem. Ou seja, com esse procedimento matemático, de cada 2000 células existentes nas áreas de escoamento, obteve-se uma de captação, no curso d'água. Este valor foi o que melhor se ajustou à realidade da bacia hidrográfica em estudo, sendo obtido após vários testes prévios.

O passo seguinte à definição da nova rede de drenagem foi o procedimento *Region Group*, que permitiu separar cada célula existente na área de trabalho, dando a cada uma um identificador. Nesse procedimento, novamente cada célula foi comparada com as oito células vizinhas do seu entorno.

Na seqüência, promoveu-se o procedimento *Watershed*, no qual foram geradas, automaticamente, as bacias de contribuição para toda rede de drenagem. Essa ferramenta permite a criação de áreas com diferentes valores gerados pelo procedimento. Ao final deste processo, para completar a geração da *layer*, adotou-se o procedimento *Zonal Fill*, que permitiu preencher os valores das células eventualmente deixadas vazias pelo procedimento anterior (*Watershed*) com valores importados do MDE. Neste momento, foi gerada a distância vertical, pela diferença entre o MDE e o procedimento *Zonal Fill*. A definição do valor máximo de distância que contemplava os terraços e a combinação deste valor com a declividade compatível com a realidade foi efetuada após sucessivos testes e tentativas. A decisão final foi a opção pela distância vertical de 15 metros associado à declividade de 8%, como sendo os critérios que melhor definiam os terraços da área, diferenciando-os assim dos topos planos e áreas de inclinação superior (encostas).

A partir de um processo semelhante, foram automaticamente identificados os topos de morros para a bacia. Neste caso, o objetivo era separar apenas as áreas planas nas partes mais elevadas do relevo. Para isto foi considerado como topo toda a área que apresentasse declividade menor que 10% e que distanciasse verticalmente de, pelo menos, 50 m do curso d'água. Esses valores utilizados como critérios, também foram obtidos após várias tentativas.

As duas *layers* então geradas (terraços e topos) foram visualizadas sobre o MDE e sobre a imagem digital, para fins de possíveis correções e validação dos resultados. A visualização das mesmas juntamente com as curvas de nível também foi usada com esses mesmos propósitos.

O fluxograma (Figura 5) traz uma simplificação de todo o processo de separação de compartimentos da paisagem, mostrando os comandos e a consequência destes, tendo como resultado, as *layers* de topo e terraço da área de estudo.

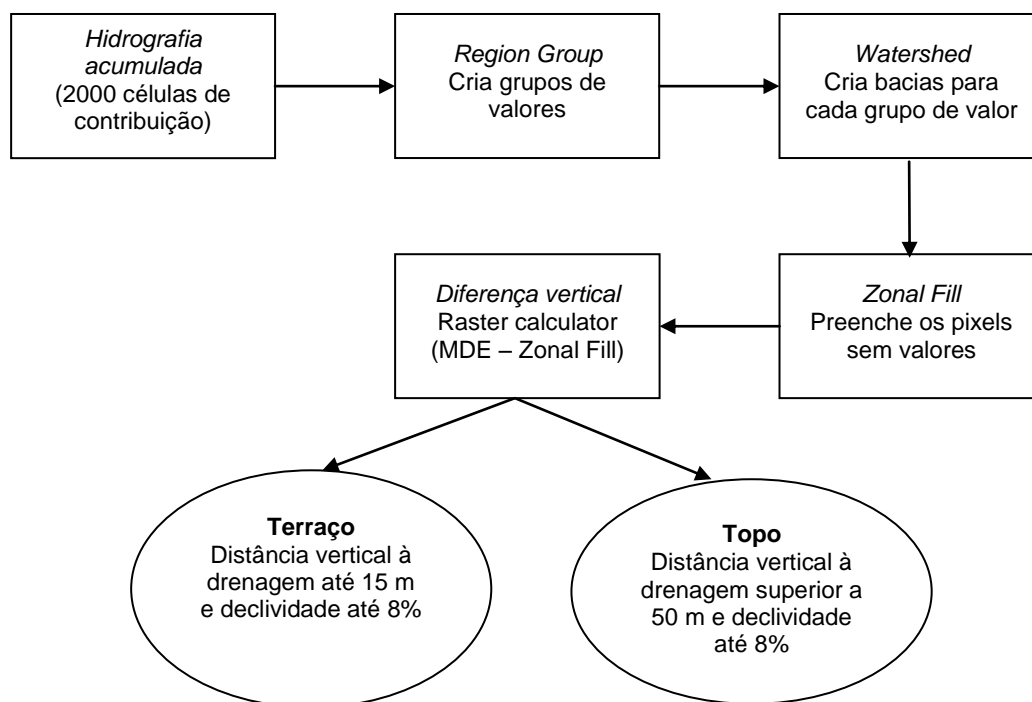


Figura 5 – Fluxograma ilustrativo dos comandos para geração de terraços e topos.

Depois de validadas, essas duas *layers* foram sobrepostas à *layer* de curvatura, fazendo prevalecer seus valores no caso de áreas de sobreposição. Esta união eliminou as áreas planas da *layer* de curvatura, restando somente as partes côncavas e convexas. Com estes procedimentos, obtiveram-se as quatro unidades propostas para a separação dos compartimentos do relevo: terraços, topos e partes côncavas e convexas.

2.4.2. Dados de Sensores Remotos

2.4.2.1. Bandas do ASTER

Os critérios considerados na seleção da imagem a ser utilizada como base para o presente estudo foram a boa indicação do relevo e o custo relativamente baixo. Neste

sentido, optou-se pela imagem do sensor ASTER, que fornece informações do visível e infravermelho próximo (VNIR), com três bandas e resolução espacial de 15 metros; do infravermelho médio (SWIR), com seis bandas e resolução espacial de 30 metros; e do infravermelho termal (TIR), com cinco bandas e resolução espacial de 90 metros (Lima, 2003).

A imagem utilizada neste estudo contempla toda área de estudo, e apresenta dimensão de 60 x 60 km². Para a sua utilização, previamente foi executada a combinação das bandas (*Red, Green e Blue*) utilizando-se o programa ENVI. Na seqüência, no software ArcGIS 9.2, foi promovido o georreferenciamento da imagem, usando a extensão “*Georeferencing*” e a drenagem disponível nas cartas do IBGE.

Finalmente, a imagem foi recortada com base no retângulo descrito anteriormente, eliminando áreas fora da área de estudo. Nesse momento, definiu-se a resolução espacial do *pixel* como sendo de 15 metros, para fins de padronização.

2.4.2.2. Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI)

O índice de vegetação é uma combinação aritmética simples baseada no contraste entre as respostas espectrais da vegetação em diferentes regiões do espectro eletromagnético. De uma forma geral, índices de vegetação podem ser entendidos como razões matemáticas entre determinadas bandas disponíveis em imagens de satélite, como as do ASTER.

Na geração do NDVI foi utilizado o programa ERDAS, que utiliza uma combinação de bandas e é expresso pela diferença entre as bandas do infravermelho próximo (IVP) e do vermelho (VER), normalizada pela soma das bandas (Eastman, 1998), segundo a seguinte fórmula:

$$NDVI = (IVP - VER) / (IVP + VER)$$

Equação 1

onde:

IVP: resposta espectral do pixel na banda do infravermelho próximo;

VER: resposta espectral do pixel na banda do visível.

2.5. Procedimentos utilizados na elaboração dos Mapas

2.5.1. Abordagem “convencional”

Na produção do mapa de solos da forma tradicional foram utilizadas as informações de campo e os dados analíticos. Para auxiliar os pedólogos na delimitação das classes de solos, foram impressos dois mapas em escala de 1:50.000 e com curvas de nível (de 20 em 20m): o do MDE e o da declividade da bacia. Os padrões foram definidos a partir da geomorfologia da paisagem, de dados de vegetação e no conhecimento prévio da região, em especial no relacionamento posição na paisagem e classe de solo.

O MDE foi classificado com valores de altitude para facilitar a visualização do relevo. No mesmo sentido, a declividade foi diferenciada segundo a classificação adotada pela EMBRAPA (1999): 0 a 3%, 3 a 8%, 8 a 20%, 20 a 45%, 45 a 75% e >75%, respectivamente correspondendo às fases de relevo plano, suave ondulado, ondulado, forte ondulado, montanhoso e escarpado. Não foram usadas imagens digitais nesta abordagem considerando que os pedólogos estão inseridos na área de estudo.

No mapa impresso com o MDE, foram desenhados polígonos separando as associações de solo: Argissolo Vermelho-Amarelo distrófico + Cambissolo Háplico Tb distrófico; Gleissolo Háplico Tb distrófico + Neossolo Flúvico Tb distrófico + Argissolo Vermelho-Amarelo distrófico; Cambissolo Háplico Tb distrófico; Latossolo Vermelho-Amarelo distrófico + Latossolo Vermelho distrófico; e Latossolo Vermelho-Amarelo distrófico + Cambissolo Háplico Tb distrófico.

A partir da declividade foram separados os Cambissolos Háplico Tb distrófico, que foram relacionados às áreas de maior declive. Os polígonos referentes a cada associação de solos foram digitalizados e posteriormente unidos, obtendo-se assim, o primeiro mapa de solos da área de estudo.

2.5.2. Abordagem por Redes Neurais Artificiais

Os softwares utilizados foram: ERDAS Imagine 8.5, ENVI, ArcGIS 9.2, GPS TrackMaker e o simulador de redes neurais JavaNNS (Java Neural Network Simulator). Também foram usados os executáveis FuncPow, Transform e Gerapat (Cedidos pelo prof. Carlos VIEIRA, DEC/UFV), para o processamento dos arquivos na classificação pela rede neural, seleção de variáveis pela análise do índice Kappa e teste de significância entre as redes.

A entrada de dados nas RNA's foi constituída por dez variáveis discriminantes: elevação, declividade, radiação, aspecto (face de exposição), distância horizontal até a drenagem, mapa de compartimentos geomorfológicos (topo, encostas côncavas, encostas convexas e terraço), NDVI e as três bandas da imagem ASTER. Todas as variáveis geradas foram agrupadas no software ERDAS, em uma única imagem contendo dez bandas no formato *IMG*.

Para extrair os pixels da imagem, ou seja, os valores sobrepostos de cada célula das *layers* foram construídos inicialmente polígonos ao redor de cada ponto, correspondentes aos perfis de solos georreferenciados. Os polígonos de cada classe de solo foram então selecionados, agrupados e exportados como um arquivo *shapefile*. Este procedimento foi repetido para cada classe de solo. Na seqüência, cada arquivo *shapefile* foi aberto novamente no ERDAS, onde os polígonos foram selecionados e salvos em formato *AOI* como uma nova *layer*. A partir daí, fez-se a conversão dos pixels para valores numéricos (tabela *ASCH*), extraíndo-se os valores do agrupamento de imagens, já convertidas e reescaladas.

Na seqüência, os arquivos foram abertos no software Excel, onde foi possível selecionar uma quantidade de pixels desejada. Neste estudo, selecionou-se todos os valores extraídos, totalizando 5.950 pixels para o treinamento das RNA's e outros 2.650 pixels para a validação. Os dados foram então preparados utilizando-se o programa *Funcpow* e, posteriormente, inseridos no simulador de redes *JavaNNS*.

Algumas variáveis foram configuradas para o treinamento das redes utilizando-se o aprendizado supervisionado. Os pesos interneurônios foram iniciados com valores aleatórios pequenos (entre -0,5 e 0,5), com o objetivo de evitar a saturação das funções de transferências de neurônios. Foi utilizada uma taxa de aprendizado (η) de 0,2 (decaindo ao longo do treinamento) e um padrão variando de 5.000 a 50.000 ciclos de aprendizagem.

O simulador *JavaNNS* processa os dados da RNA e produz como resultado uma matriz de confusão, na qual é possível avaliar que classes de solos o classificador está mais acertando e, ou mais errando.

A matriz de confusão, por sua vez, apresenta o resultado final da RNA trabalhada e fornece ainda o valor do índice *Kappa* obtido na classificação. Para a sua geração, o usuário inicialmente define um número de pixels que considera suficiente para cada classe de solo, com o objetivo de treinar as RNA's. A rede cria então um padrão, com base na combinação e sobreposição dos pixels das variáveis discriminantes (no caso deste estudo foram usadas as 10 *layers* disponíveis), e aplica o conjunto em toda a área de estudo.

Em um segundo momento, esses pixels são comparados com outros usados para validar o treinamento. O resultado final desta confrontação é o que se vê na matriz de confusão, onde os pixels usados para a validação estão dispostos nas linhas e colunas. Os

pixels localizados na diagonal principal do quadro indicam os que foram corretamente classificados. Já os demais, localizados fora da diagonal principal, foram erroneamente classificados, sendo atribuídos a outras classes.

Um baixo índice *Kappa* indica falhas no treinamento da rede, sendo recomendadas novas tentativas e o refazer de todo treinamento. Portanto, os dados da matriz de confusão permitem ao usuário avaliar se deve ou não continuar o procedimento. Caso o índice for considerado satisfatório, o passo seguinte é a geração do mapa, caso contrário, os testes devem ser refeitos, na tentativa de obtenção de melhores resultados. Na avaliação do *Kappa* alcançado neste estudo, considerou-se a classificação proposta por Landis e Koch (1977), que definem o resultado final obtido como regular (*moderate*), bom (*substantial*) ou ótimo (*almost perfect*), respectivamente, quando associados a índices *Kappa* de 0,4 a 0,6; de 0,6 a 0,8 e; acima de 0,8.

Esses procedimentos foram executados até que se alcançasse um índice *Kappa* considerado maior que 0,6, considerado bom. Nesse momento, os dados então obtidos foram direcionados novamente ao software ERDAS para a geração do mapa de solos da bacia hidrográfica, após as devidas correções dos ruídos. O mapa final foi então produzido com as classes obtidas até o 2º nível categórico do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (Embrapa, 2006).

2.5.3. Comparação e validação dos mapas

Para a comparação, foi gerado um índice de coincidência entre os dois mapas. Para seu cálculo, uma malha com 1.000 pontos aleatórios foi gerada na área de estudo (Figura 6). Em seguida, cada mapa foi reclassificado dando para cada classe de solo um número coincidente, ou seja, mesmas classes, mesmo números de identificação. Na seqüência, o valor de cada ponto foi extraído em cada um dos mapas, obtendo-se o número correspondente à classe de solo presente naquele ponto. Os valores obtidos foram direcionados à uma tabela do Excel para a quantificação da concordância e a discordância, que foram definidas segundo a coincidência ou não dos valores, respectivamente. O resultado obtido permitiu estabelecer a coincidência entre os dois mapas produzidos.

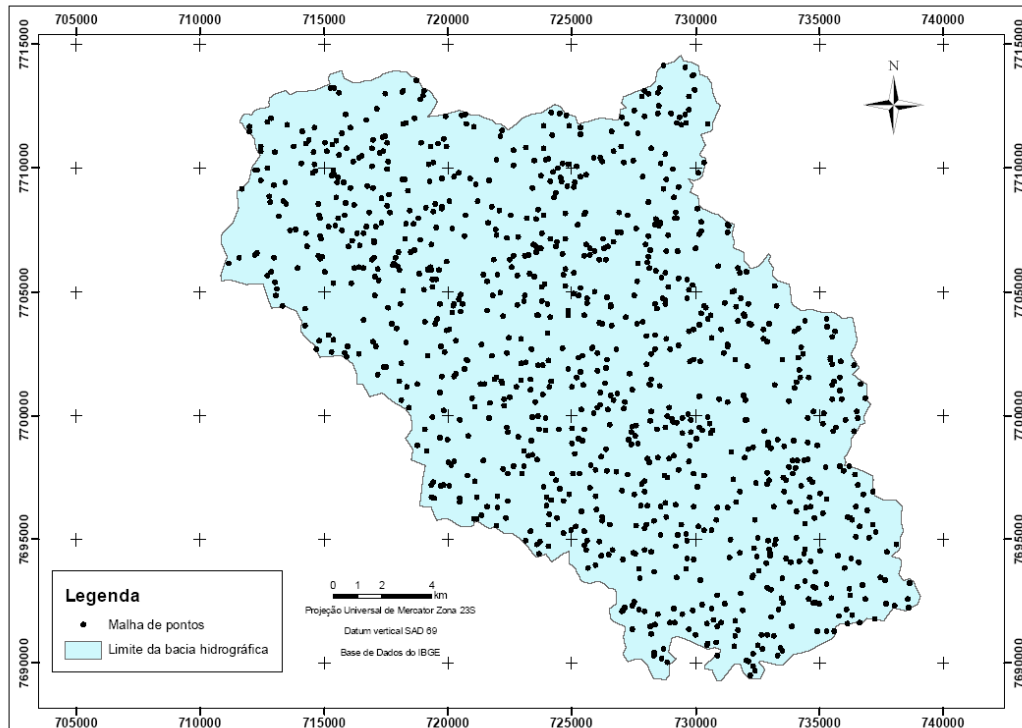


Figura 6 - Localização dos 1.000 pontos aleatórios utilizados na avaliação da concordância dos mapas de solos elaborados.

Para a validação final dos dois mapas produzidos, foram coletados no campo aleatoriamente 75 pontos de checagem (Figura 8), distribuídos dentro da área de estudo. Cada ponto era referente a um perfil de solo que poderiam coincidir ou não com a classe de solo mapeada pelos dois procedimentos avaliados. Cada ponto de checagem foi verificado nos dois mapas, gerando a partir desta informação o índice *Kappa*, que foi utilizado para a comparação entre as duas formas de abordagens utilizadas.

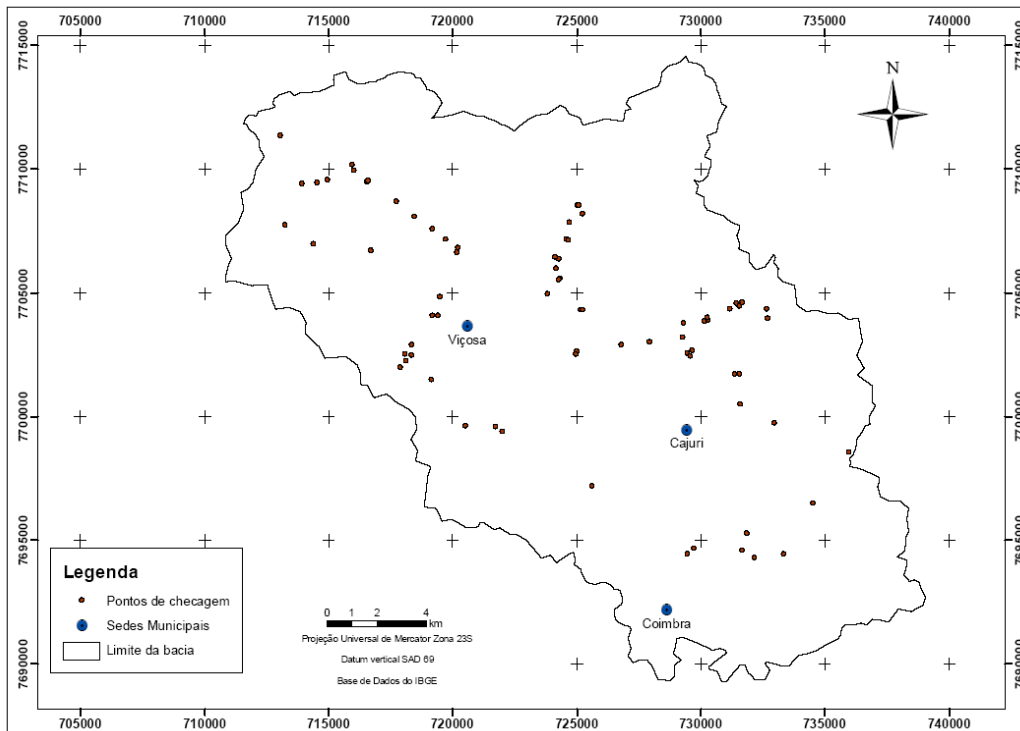


Figura 7 - Localização dos 75 pontos de amostragem de solos usados para checagem de campo dos mapas produzidos.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1. Classes de solos identificadas

Predominam na bacia hidrográfica do Rio Turvo Sujo cinco classes no 1º nível categórico do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (Embrapa, 2006): Latossolos, Argissolos, Gleissolos, Neossolos e Cambissolos, subdivididas em sete classes no 2º nível categórico (subordem): Latossolo Vermelho-Amarelo, Latossolo Vermelho, Argissolo Vermelho-Amarelo, Argissolo Vermelho, Gleissolo Háplico, Neossolo Flúvico e Cambissolo Háplico (Quadro 1).

De maneira geral, os solos são, direta ou indiretamente, originados a partir do gnaisse, a rocha metamórfica que domina a geologia da região. Em alguns casos, os solos são derivados de afloramento de diabásio, principalmente os Latossolos Vermelhos e Argissolos Vermelhos.

Quadro 1 - Número de perfis e pontos de observação por classes de solo

Classe de solo	Perfis	Pontos de observação
Argissolo Vermelho - PV	2	6
Argissolo Vermelho-Amarelo - PVA	16	16
Cambissolo Háplico - CX	6	4
Gleissolo Háplico - GX	5	10
Latossolo Vermelho - LV	1	6
Latossolo Vermelho-Amarelo - LVA	13	13
Neossolo Flúvico - RY	1	3
Total	44	58

3.2. Variáveis discriminantes

Na seqüência são apresentados os resultados obtidos para as diferentes variáveis discriminantes utilizadas no estudo.

3.2.1. Elevação

O modelo digital de elevação (MDE) gerado mostra a variação do relevo regional e a distribuição do Rio Turvo Sujo na área, com as nascentes de cabeceira predominando na parte sudeste e a foz no noroeste da bacia (Figura 8). O relevo varia em pouco mais de 400 m, tendo como altitudes mínimas e máximas, respectivamente, as cotas de 599 e 1.006 m.

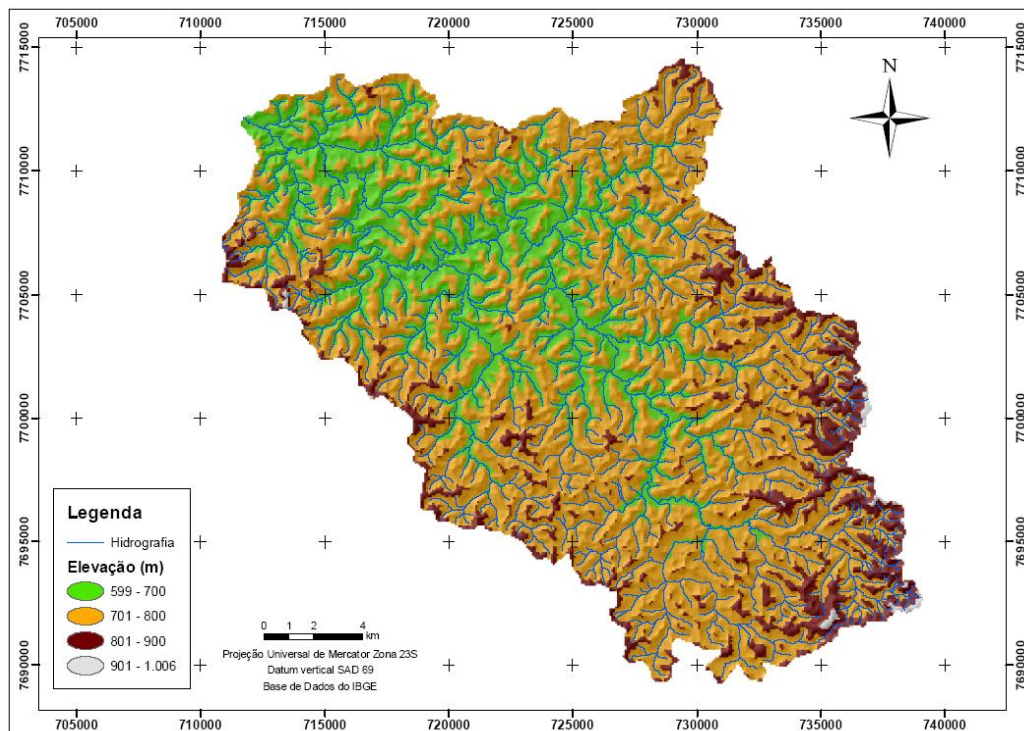


Figura 8 - Modelo Digital de Elevação do terreno da Bacia hidrográfica do Rio Turvo Sujo – MG.

A distribuição do relevo indica um padrão na geomorfologia da bacia hidrográfica, com uma paisagem marcada por morros e a drenagem encaixada, modelando-os. Terraços maiores predominam mais à jusante da bacia, possivelmente condicionado pelo relevo e associado ao maior poder de deposição dos cursos d'água. Já na região da cabeceira, os terraços são menos frequentes e, quando presentes, são menores.

3.2.2. Declividade

O mapa de declividade, gerado a partir do MDE, apresenta a variação das pendentes do relevo (Figura 9). As cores mais fortes representam áreas de maior declive, geralmente associadas à presença dos Cambissolos, uma vez que nesses locais o escoamento superficial é potencializado, favorecendo a ocorrência de solos mais rasos. Por outro lado,

áreas de menor declive são coincidentes com regiões próximas aos cursos d'água, que são mais rebaixadas em relação ao entorno. Nestas áreas predominam os Gleissolos e Neossolos mais próximos à drenagem, associados a alguns Argissolos.

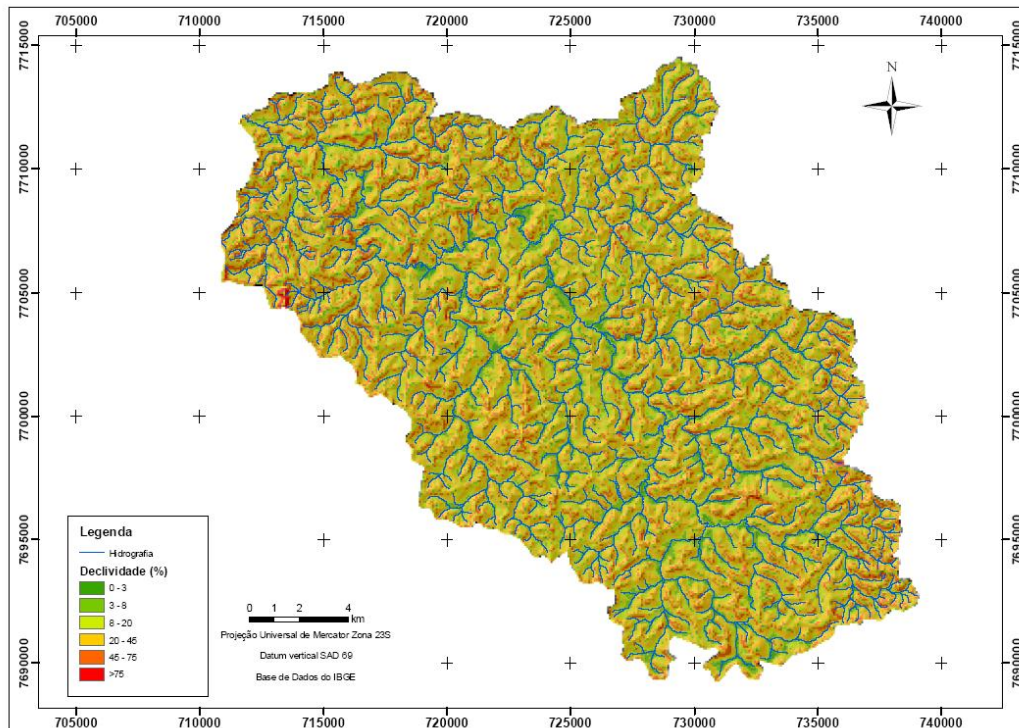


Figura 9 - Declividade da Bacia hidrográfica do Rio Turvo Sujo – MG.

3.2.3. Radiação Solar Global

Os valores obtidos indicam que a energia proveniente do sol que alcança a bacia hidrográfica varia entre 768 e 1.906 kW m⁻² ano⁻¹ (Figura 10), dependendo da posição na paisagem e da face de exposição. O relevo (elevação, orientação e declividade) é, portanto, um dos principais fatores que influencia a distribuição da insolação e sombreamento na paisagem, gerando no caso da bacia do Rio Turvo Sujo, fortes gradientes locais a curtas distâncias.

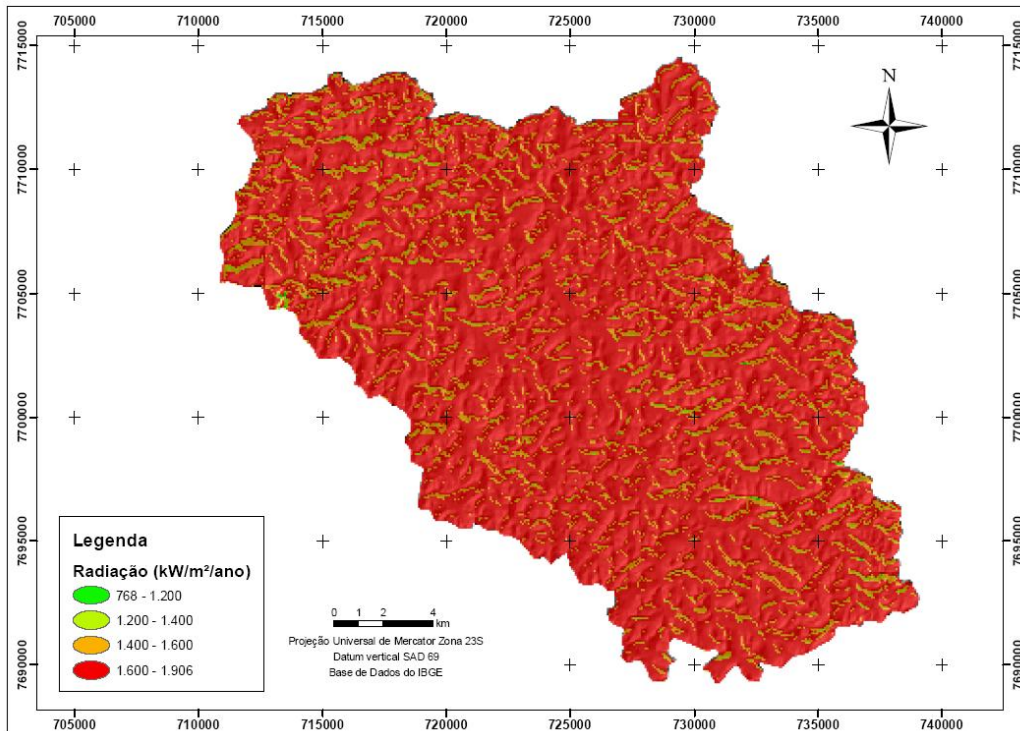


Figura 10 - Radiação solar global estimada que atinge anualmente a bacia hidrográfica do Rio Turvo Sujo – MG.

A coloração avermelhada do mapa indica um padrão de radiação elevado, tendo pouca representatividade na visualização, as cores que representam os valores mínimos do tema em questão.

3.2.4. Face de exposição solar

O mapa com as faces de exposição solar, ou aspecto, indica o predomínio das faces voltadas para o nordeste e noroeste (Figura 11, Quadro 2), coerente com a posição espacial da bacia hidrográfica ao sul da linha do equador. Os solos presentes nestas vertentes receberão maior quantidade de radiação ao longo do ano, o que tem implicações diretas sobre o potencial incremento da evaporação e redução da infiltração. Por outro lado, solos nas vertentes voltadas para o sudeste e sudoeste, terão esses fenômenos potencialmente reduzidos.

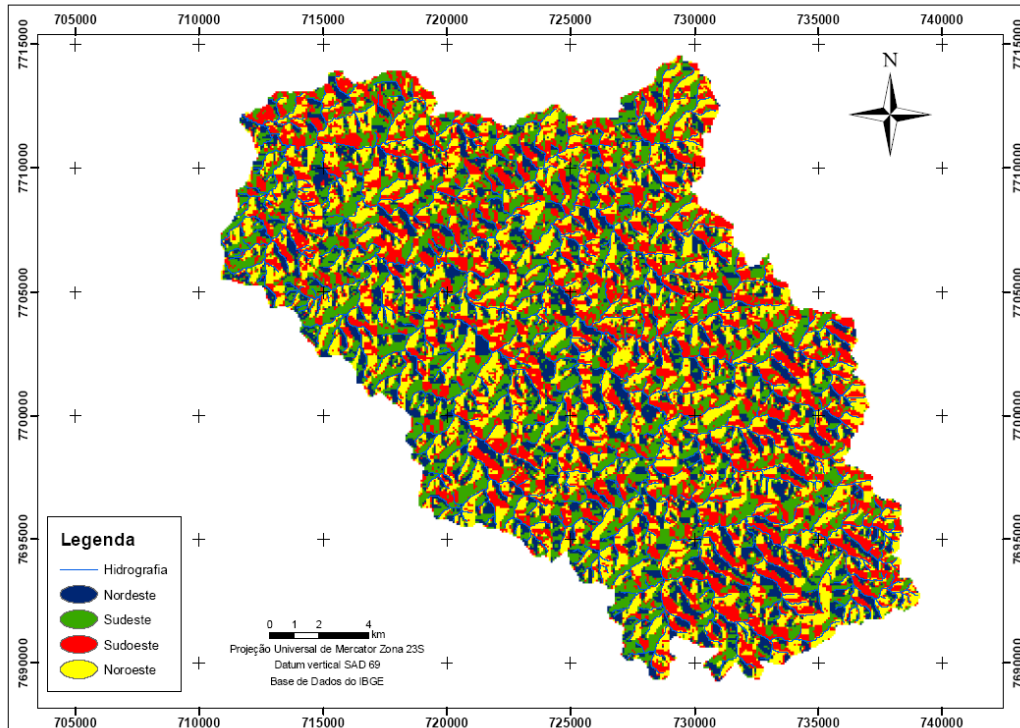


Figura 11 - Face de exposição solar (aspecto) da Bacia hidrográfica do Rio Turvo Sujo – MG.

Quadro 2 - Classificação da ocorrência de áreas com diferentes faces de exposição solar (aspecto) na Bacia do Rio Turvo Sujo - MG

Valores	Face de exposição	Quantidade de células	Ocorrência (%)
1	Nordeste	477244	26,59
2	Sudeste	415398	23,14
3	Sudoeste	419850	23,39
4	Noroeste	482475	26,88

3.2.5. Distância Horizontal

A distância horizontal ou distância euclidiana, que se refere à distância horizontal dos topos da paisagem até o curso d'água, é outro importante atributo para a separação de solos na paisagem. O mapa obtido para esse atributo revela as variações verificadas para essa distância da rede de drenagem (Figura 12), sendo que o valor máximo verificado de um ponto até a água é de quase um quilometro (937 m). Isto reflete bem a realidade verificada no domínio dos marres de morros na região sudeste do Brasil, onde a intensa rede de drenagem permite o acesso mais facilitado a fontes de água, importante recurso natural para o desenvolvimento de qualquer atividade antrópica. É comum em outras partes do território nacional que fontes de água estejam mais distantes, o que apresenta implicações diretas sobre a capacidade produtiva das terras e até de subsistência das pessoas que aí vivem.

A informação da distância horizontal até o curso d'água foi utilizada considerando o fato de que, de uma forma geral, os solos com algum tipo de hidromorfismo se concentrarem próximos dos cursos d'água, e outros como os Latossolos e Cambissolos, estarem mais distantes da drenagem.

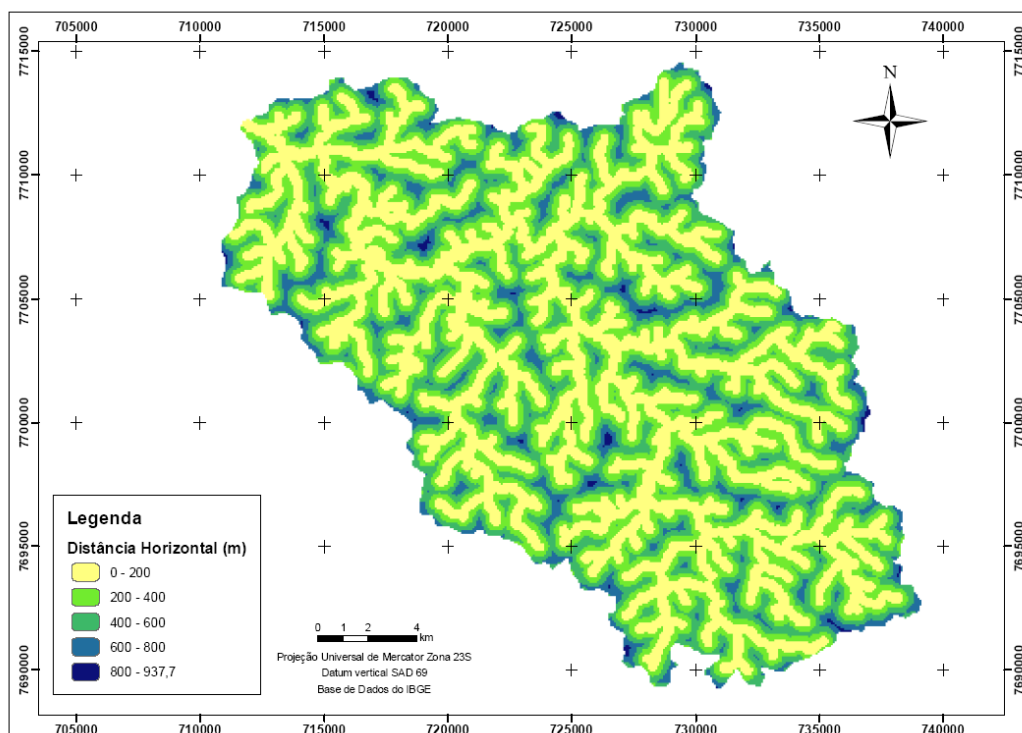


Figura 12 - Distância horizontal dos topos da paisagem até a rede de drenagem na Bacia hidrográfica do Rio Turvo Sujo – MG.

3.2.6. Unidades Geomorfológicas

No caso específico da bacia do Rio Turvo Sujo, o conhecimento da área permite indicar que ela é naturalmente dividida em compartimentos ambientais diferenciados, que demarcam a sua paisagem e que acabam tendo relação direta com a formação e definição das classes de solos. Isto foi uma premissa utilizada no presente estudo. Desta forma, a área foi separada ou classificada em áreas planas e movimentadas. As primeiras, executadas em um primeiro momento, correspondem aos terraços e topos da paisagem. As segundas, sobrepostas às áreas planas, correspondem às porções côncavas e convexas da paisagem. O resultado dessa consideração foi a obtenção de quatro unidades geomorfológicas: terraço, topos, encostas côncavas e encostas convexas (Figura 13).

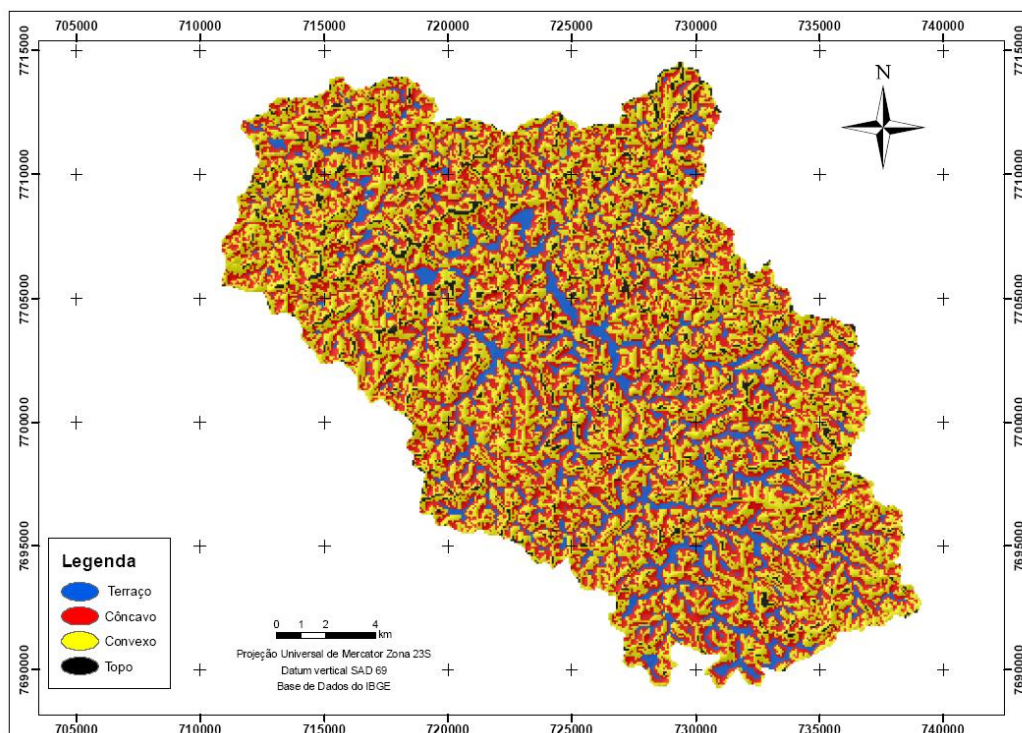


Figura 13 - Unidades geomorfológicas (terraço, topos, encostas côncavas e encostas convexas) presentes na paisagem da bacia do Rio Turvo Sujo – MG.

Na bacia hidrográfica em estudo predominam as unidades mais declivosas, formadas pelas encostas côncavas e convexas, que juntas representam mais de 84% da área (Quadro 3). Os terraços aparecem em menor proporção (13%) e os topos são a unidade menos expressiva na bacia, com pouco menos de 3%.

Com a definição dessas unidades, algumas correlações, embasadas nas observações de campo e conhecimento acumulado sobre a região, foram executadas: a) os Neossolos Flúvicos e Gleissolos foram associados às áreas de terraço; b) os Latossolos

foram associados aos topos e faces convexas; c) os Argissolos foram associados às áreas côncavas mais rebaixadas ou áreas de contatos entre côncavo/terraço; e d) os Cambissolos foram associados às áreas côncavas de maior declive.

Quadro 3 - Distribuição da ocorrência das unidades geomorfológicas presentes na Bacia do Rio Turvo Sujo – MG

Valores	Unidades Geomorfológicas	Quantidade de células	Ocorrência (%)
1	Terraços	234775	13,08
2	Encostas côncavas	780680	43,49
3	Encostas convexas	727860	40,55
4	Topos	51652	2,88

3.2.7. Imagem ASTER

A opção pelo uso de uma imagem de satélite foi a possibilidade de se obter informações como as radiações eletromagnéticas (REM), as quais permitem definir áreas no local em estudo associadas a diferentes comprimentos de ondas. Desta forma, áreas com uso do solo semelhantes devem possuir comprimentos de ondas semelhantes, sendo o contrário verificado para diferentes usos. Como a vegetação e, ou, o uso do solo podem estar associados às classes de solos, essa informação passa a ser relevante quando se pretende executar uma classificação automatizada. Entretanto, essa correlação não é obrigatória, merecendo por parte dos classificadores, um cuidado e o devido conhecimento da realidade regional. Este é o caso, por exemplo, das pastagens na área em estudo, que estão de uma forma geral, desassociadas com alguma classe de solo específica. Ainda sim, considera-se como importante a contribuição das REM no processo de classificação digital, devendo a mesma ser associada a outros atributos e informações disponíveis.

Neste sentido, e considerando também o custo de aquisição envolvido, optou-se pelo uso de uma imagem ASTER (Figura 14). Ela permite uma boa definição de relevo, o que é considerado como fator fundamental para a classificação automatizada de solos na área de estudo, um aspecto importante que levou à seleção deste satélite.

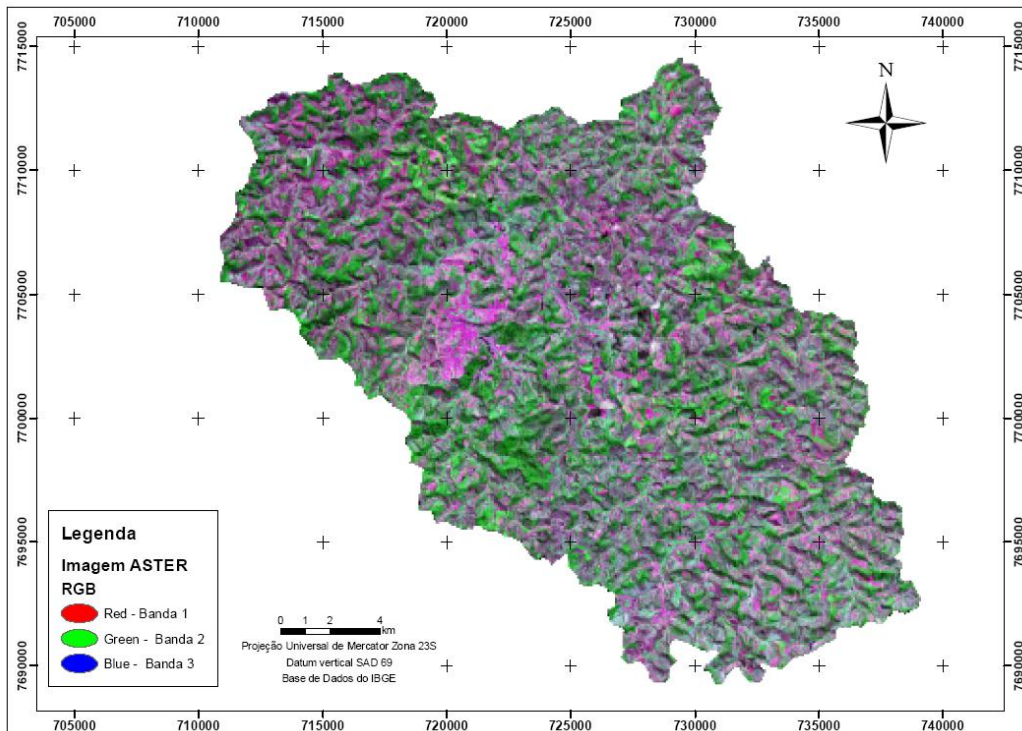


Figura 14 - Imagem ASTER da Bacia hidrográfica do Rio Turvo Sujo – MG, obtida em 29 de março de 2001.

3.2.8. Índice de Vegetação por Diferença Normalizada

O uso do índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI), obtido a partir da imagem ASTER, visou realçar a vegetação presente na área, que apresenta alguma relação indireta com o tipo de solo. A expectativa era melhorar a aparência da distribuição espacial de informações na imagem, de forma a facilitar a interpretação visual e computacional.

O NDVI permite identificar a densidade de fitomassa foliar fotossinteticamente ativa por unidade de área (Figura 15), sendo que quanto maior seu valor, mais densa é a vegetação no local, pois aumenta-se a reflexão na banda do infravermelho próximo, ao mesmo tempo em que se reduz a reflexão na banda do vermelho (Kazmierczak, 1996).

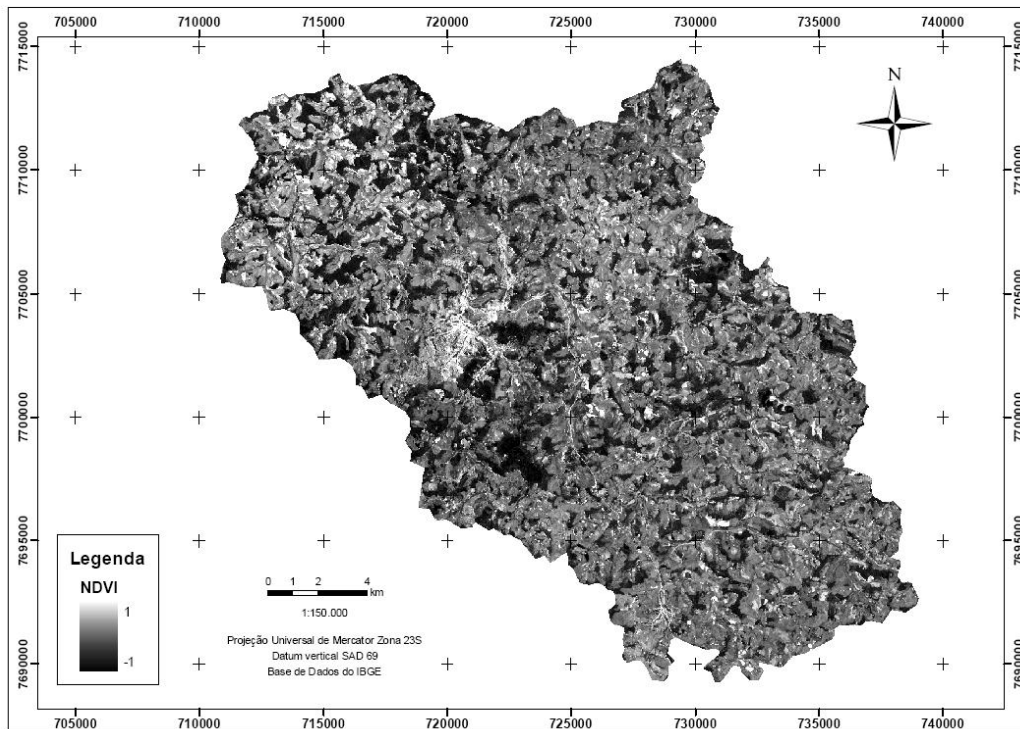


Figura 15 - Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) da Bacia hidrográfica do Rio Turvo Sujo – MG.

No presente estudo, o NDVI foi testado como uma variável adicional, uma vez que não possui relação direta facilmente identificável com as classes de solos. É notório que muitas características da vegetação são influenciadas pelas características dos solos que a sustenta, e até o inverso é de certa forma, aceito. Entretanto, as diferentes tipologias de vegetação presentes na área da bacia hidrográfica do Rio Turvo Sujo associadas à expressividade das áreas com sombreamento, praticamente inviabilizaram a utilização desse índice na separação dos solos.

Mesmo conhecendo previamente essas limitações do NDVI, a opção por sua inclusão visou melhorar o desempenho da classificação na abordagem por RNA's. O resultado obtido indicou que a decisão de inclusão foi acertada, uma vez que quando essa variável discriminante foi retirada do treinamento, uma redução no valor do *Kappa* foi verificada, como indicado na matriz de significância discutida no item seguinte.

3.3. Classificação pelas Redes Neurais Artificiais

A matriz de significância é produzida a partir dos resultados dos treinamentos e validação realizados. Ela apresenta os resultados alcançados comparando as classificações obtidas duas a duas e mostrando em quais comparações há diferença significativa entre as duas classificações (Vieira, 2000). A matriz permite uma visualização dos testes, que variam quanto ao número de neurônios e quanto à quantidade de variáveis discriminantes utilizadas. Ela permite perceber quais elementos contribuíram para a melhoria do resultado final, desta forma servindo para a seleção de critérios a serem adotados na execução das redes neurais.

A rede foi inicialmente treinada com diversos números de neurônios e disposição de camadas. Os testes realizados consideraram o uso nas redes de camadas com dez, vinte, trinta e quarenta neurônios, mas a rede composta por dez neurônios apresentou melhores resultados (Quadro 4). Uma tentativa executada com duas camadas de dez neurônios proporcionou resultado inferior ao da camada individual. Assim, a rede com dez neurônios foi a selecionada.

Superada a definição do número de camadas, tentativas aleatórias foram executadas para a avaliação do grau de contribuição das diferentes variáveis utilizadas para a classificação. Durante o treinamento, tentativas foram efetuadas retirando-se o NDVI e o MDE individualmente, ou ambos de forma associada, além do NDVI e as três bandas da Imagem ASTER. Os resultados indicaram que, associado ao treinamento com dez neurônios na camada interna, o melhor *Kappa* foi obtido a partir do treinamento com todas as dez variáveis da imagem, ou seja, todas as variáveis utilizadas contribuíram para com a classificação (Quadro 4).

Quadro 4 - Resultado final considerando as nove arquiteturas de redes

Class.	R 10	R 20	R 30	R 40	R 10_10	R NDVI	R MDE	R NDVI_MDE	R Imagen
Kappa	0.611	0.570	0.591	0.586	0.560	0.548	0.505	0.510	0.481
Var ($\times 10^{-3}$)	0.117	0.123	0.118	0.117	0.122	0.127	0.125	0.127	0.130
R10	56.487								
R20	2.647	51.395							
R30	1.305	1.353	54.406						
R40	1.634	1.033	0.326	54.176					
R10_10	3.299	0.639	2.001	1.682	50.700				
R_NDVI	4.033	1.391	2.747	2.433	0.760	48.627			
R_MDE	6.814	4.128	5.517	5.207	3.500	2.709	45.169		
R_NDVI_MDE	6.466	3.795	5.175	4.865	3.169	2.384	0.315	45.255	
R_Imagen	8.272	5.595	6.985	6.681	4.977	4.179	1.503	1.809	42.186

Treinamentos efetuados: R10, R20, R30 e R40: com respectivamente 10, 20, 30 e 40 neurônios e todas as bandas da imagem; R10_10: treinamento com 2 camadas tendo 10 neurônios em cada e todas as bandas da imagem; R_NDVI : treinamento com 10 neurônios e com exclusão do NDVI; R_MDE: treinamento com 10 neurônios e com exclusão do MDE; R_NDVI_MDE: treinamento com 10 neurônios e com exclusão do NDVI e do MDE; R_Imagem: treinamento com 10 neurônios e com exclusão do NDVI e das bandas da imagem ASTER.

A matriz de confusão obtida ao final de uma série de tentativas (Quadro 5) para o presente estudo revelou que a classificação efetuada pode ser considerada como boa ($Kappa = 0,611$). Percebe-se que o valor obtido está próximo do limite inferior da classe boa proposta por Landis e Koch (1977), quase sendo considerada na classe definida regular.

Quadro 5 - Matriz de confusão gerada pela RNA contendo 10 neurônios na camada interna

Matriz de Confusão (Rede com 10 Neurônios)													
Dados de Referência													
Class	1	2	3	4	5	6	7	TOTAL	Users	Z	K(cond)	Var	
1	253	22	58	1	2	27	0	363	69.7	25.315	0.000	0.000000	
2	1	217	9	26	5	13	33	304	71.4	22.506	0.658	0.000676	
3	14	23	327	5	68	54	1	492	66.5	23.997	0.663	0.000868	
4	0	29	0	87	5	6	15	142	61.3	13.897	0.587	0.000598	
5	2	40	42	0	264	115	0	463	57.0	19.806	0.589	0.001799	
6	27	51	64	0	56	281	1	480	58.5	19.215	0.494	0.000622	
7	3	18	0	31	0	3	350	405	86.4	42.867	0.489	0.000648	
U	0	0	0	0	0	1	0	1	0.0				
TOTAL	300	400	500	150	400	500	400	2650					
Produ.	84.3	54.3	65.4	58.0	66.0	56.2	87.5						
OVERALL:	67.1	Total de pixels Classificados: 2650											
Kappa = 0.611													

1 = Argissolo Vermelho, 2 = Argissolo Vermelho-Amarelo, 3 = Cambissolo Háplico, 4 = Gleissolo Háplico, 5 = Latossolo Vermelho, 6 = Latossolo Vermelho-Amarelo e 7 = Neossolo Flúvico.

Com base na observação da matriz de confusão, é possível perceber que as classes do Latossolo Vermelho-Amarelo (2) e a do Argissolo Vermelho-Amarelo (6), foram as que tiveram menores índices de acerto (54,3 e 56,2, respectivamente). Este fato pode ser entendido, considerando a grande porcentagem destas classes na bacia hidrográfica. De uma forma geral, eles ocorrem em ambientes mais diferenciados, em comparação com os demais, dificultando o estabelecimento de um padrão de ocorrência.

A classe dos Gleissolos (4) também obteve um índice abaixo do *kappa*. Ele foi confundido principalmente com os Neossolos, que possuem posições na paisagem semelhantes e com os Argissolos Vermelho-Amarelo, que estão geralmente próximos.

Os melhores índices de acerto ocorreram com os Argissolos Vermelho e Neossolos Flúvicos que possuem um padrão de localização mais facilmente determinado. Estas duas classes tiveram um nível de treinamento muito claro, o que provavelmente contribuiu para a qualidade dos resultados. O padrão citado foi a correlação dos primeiros com as partes mais elevadas dos anfiteatros localizados em sua maioria nas cabeceiras dos cursos d'água. Já os Neossolos, foram associados às áreas planas e de vizinhança dos maiores cursos d'água, considerados de maior potencial de deposição.

As outras classes apresentaram resultados intermediários. De uma forma geral, as classificações errôneas ocorreram em função da associação destas com classes semelhantes.

3.4. Avaliação da concordância entre os mapas produzidos pelas abordagens adotadas

No mapa produzido com o método convencional de mapeamento (Figura 16) predominam as associações de classes de solos, que foram consideradas pela equipe técnica, coerentes tanto com a realidade de campo, onde a distinção em classe única nem sempre é possível, como com a escala de mapeamento adotada. Desta forma ficaram definidas as seguintes classes na bacia do Rio Turvo Sujo:

- a) Argissolo Vermelho-Amarelo distrófico + Cambissolo Háplico Tb distrófico: estão associados de uma forma geral às áreas anfiteátricas, sendo que os Argissolos são popularmente denominados como Argissolos de Rampa;
- b) Gleissolo Háplico Tb distrófico + Neossolo Flúvico Tb distrófico + Argissolo Vermelho-Amarelo distrófico: geralmente localizados nos locais mais próximos aos cursos d'água principais;
- c) Cambissolo Háplico Tb distrófico: associados a locais de declividades muito acentuadas;

- d) Latossolo Vermelho-Amarelo distrófico + Latossolo Vermelho distrófico: distribuídos nos topos planos da paisagem ou locais onde ocorre uma drenagem mais intensa;
- e) Latossolo Vermelho-Amarelo distrófico + Cambissolo Háplico Tb distrófico: localizados em áreas que apresentam inclinação, porém não tão acentuadas.

A distribuição dos solos na paisagem da bacia do Rio Turvo Sujo (Quadro 6) evidencia o predomínio da associação Latossolo Vermelho-Amarelo + Cambissolo Háplico, que ocupa quase que 60% da área, o que é coerente com o relevo regional. Na seqüência em termos de expressão na bacia, aparecem o Latossolo Vermelho Amarelo (14,2%), e a associação Argissolo Vermelho-Amarelo + Gleissolo Háplico (12,1%). Os Argissolos Vermelho-Amarelos (8,4%) e os Cambissolos Háplicos (5,6%) são os de menor ocorrência (Figura 16).

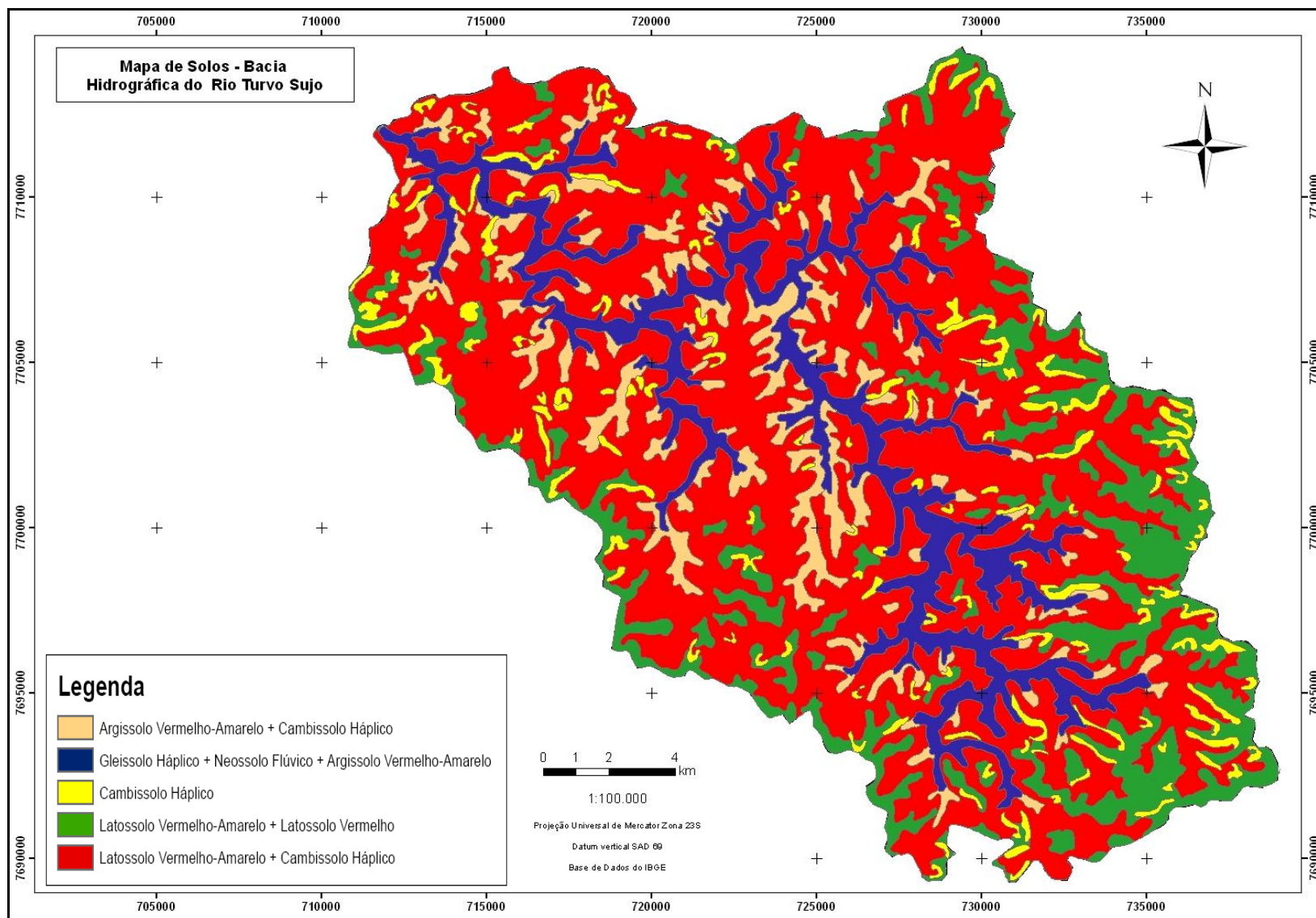


Figura 16 – Mapa de classes de solos da Bacia hidrográfica do Rio Turvo Sujo – MG, produzido pelo método convencional.

Quadro 6 - Distribuição da ocorrência das classes e associações de classe de solo na Bacia do Turvo Sujo – MG, segundo o mapeamento tradicional

Classes de solo/Associação	Área (ha)	Área (%)
Argissolo Vermelho-Amarelo distrófico + Cambissolo Háplico Tb distrófico	3.399,44	8,42
Gleissolo Háplico Tb distrófico + Neossolo Flúvico Tb distrófico + Argissolo Vermelho-Amarelo distrófico	4.886,02	12,10
Cambissolo Háplico Tb distrófico	2.255,84	5,59
Latossolo Vermelho-Amarelo distrófico + Latossolo Vermelho distrófico	24.094,72	59,69
Latossolo Vermelho-Amarelo distrófico + Cambissolo Háplico Tb distrófico	5.733,70	14,20
Total	40.369,72	100,00

No mapeamento convencional é freqüente a necessidade de se lançar mão de associações de classes de solos. Além disso, deve-se acrescentar o fato de que a delimitação das áreas levantadas no mapa depende muito do conhecimento acumulado e experiência de campo do pedólogo. Isto tudo tem sido referenciado na literatura como a subjetividade inerente ao levantamento de solos (Bie e Beckett, 1973; Zhu et al., 2001; Lagacherie, 2008).

Neste contexto, Bie e Beckett (1973) compararam quatro mapas de solos produzidos por quatro experientes pedólogos, com uso de fotointerpretação, de uma área em Chipre. Os técnicos trabalharam independentemente e sem nenhuma restrição estabelecida. Os resultados obtidos indicaram que os quatro mapas produzidos eram consideravelmente diferentes entre si, com limites entre classes distintos, de onde os autores concluíram que a variabilidade das propriedades dos solos dentro das unidades de mapeamento foram menores do que o da paisagem como um todo.

Das afirmações acima, alguns autores consideram que a capacidade de delimitação das unidades de mapeamento de solos depende de um conhecimento tácito adquirido através da prática pelo pedólogo. Hudson (1992), por sua vez, afirma que as pessoas que adquiriram conhecimento tácito, raramente são capazes de explicá-los adequadamente a terceiros. É natural que não seja simples a explicação dos porquês de determinada tomada de decisão quando se usa conhecimento adquirido pela experiência.

O mapa de classes de solos (2º nível categórico) produzido pela abordagem por RNA's é apresentado na Figura 17. A abordagem utilizada permitiu a integração de diferentes variáveis de entrada no processo de predição das classes de solos.

A distribuição dos solos segundo a abordagem por RNA's (Quadro 7) mostra o predomínio dos Latossolos na paisagem. Essa ordem abrange mais de 45% da área, com predomínio para o LVA, que é a classe dominante na bacia. Na seqüência aparecem os Argissolos, ocupando um pouco mais de 30% da área, seguidos dos Cambissolos (13,4%), Gleissolos e Neossolos, esses últimos com mais de 5% de expressão.

Os resultados obtidos indicam o relevo como o principal fator na determinação da localização dos solos na região, obviamente também decorrente das premissas levantadas no início do presente estudo. A afirmação pode ser feita considerando que a maior parte das *layers* de entrada das redes foram originadas a partir do modelo digital de elevação. Os outros fatores exerceram uma influência menor no resultado final, mas foram mantidos visto que contribuíam de forma complementar na utilização das redes.

Nesta abordagem, os Argissolos Vermelhos foram alocados nas áreas internas dos grandes anfiteatros próximos à cabeceira da bacia. Próximo à essa classe, em posições mais rebaixadas, ficaram os Argissolos Vermelho-Amarelo. Já nas partes mais a jusante da bacia, verifica-se novo predomínio dos Argissolos Vermelho-Amarelo (Figura 17).

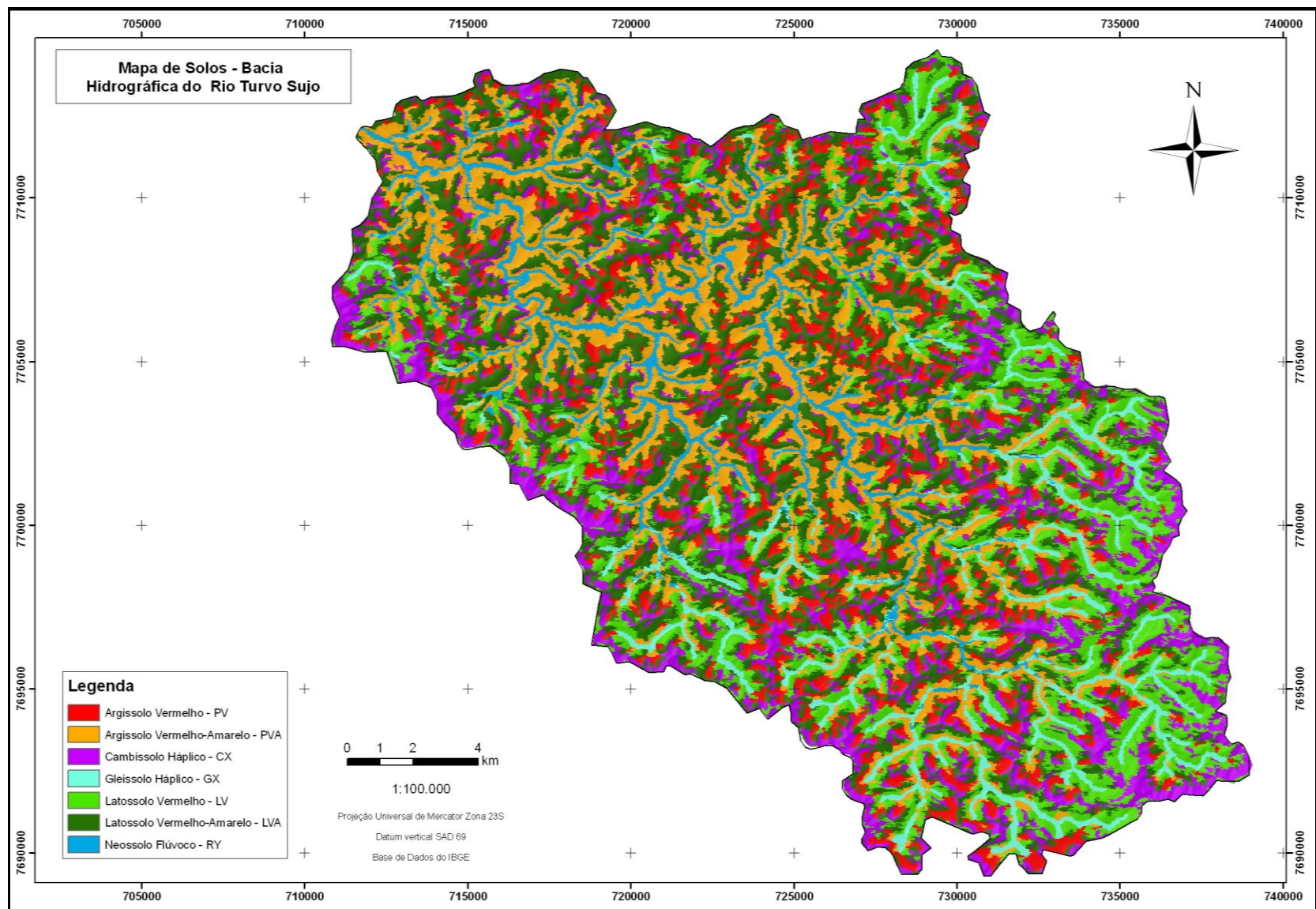


Figura 17 – Mapa de classes de solos da Bacia Hidrográfica do Rio Turvo Sujo – MG, produzido pela abordagem por Redes Neurais Artificiais.

Quadro 7 - Distribuição da ocorrência das associações de classe de solo na Bacia do Turvo Sujo – MG, de acordo com a abordagem por RNA's

Classes de solo	Área (ha)	Área (%)
Argissolo Vermelho - PV	4.755,94	11,78
Argissolo Vermelho-Amarelo - PVA	7.583,17	18,78
Cambissolo Háplico - CX	5.421,99	13,43
Gleissolo Háplico - GX	2.369,46	5,87
Latossolo Vermelho - LV	6.631,81	16,42
Latossolo Vermelho Amarelo - LVA	11.564,84	28,64
Neossolo Flúvico - RY	2.055,40	5,09
Total	40.382,61*	100,00

* A diferença verificada entre as estimativas da área total nos dois procedimentos de mapeamento avaliados (comparando-se os valores obtidos nos Quadros 4 e 5), devem-se a variações nas digitalizações dos polígonos delimitados na abordagem convencional.

Os Latossolos Vermelho-Amarelo, predominantes na área de estudo, foram locados em associação, principalmente, aos topos dos morros e às partes convexas, ou seja, locais mais propícios à localização de solos profundos. Já os Latossolos Vermelhos foram indicados para as áreas mais elevadas, muitas vezes de maior inclinação, embora com declive um pouco menor que as áreas designadas aos Cambissolos. Na maior parte dos casos, a cor vermelha está associada à melhor drenagem ou à algum material de origem mais máfico que na região, são representados por algumas intrusões de diabásio.

Os Neossolos tenderam a estar alocados mais à jusante da bacia, o que pode ser relacionado ao efeito dos cursos d'água controlando a pedologia da região. Quanto mais próximo da foz, maior o poder potencial de deposição da drenagem, o que pode favorecer a presença dessa classe de solo. Por sua vez, onde o poder de deposição é menor, a tendência é que predominem os Gleissolos, como verificado mais à montante da bacia.

Os Cambissolos, assim como no mapa tradicional, foram alocados nas áreas de maior declividade. Por serem solos mais rasos por definição, é comum em procedimentos automatizados associá-los às áreas de maior declividade e coincidindo também com as formas côncavas que facilitam os processos de remoção do material.

A avaliação da concordância entre os mapas produzidos foi efetuada a partir de uma malha de pontos gerada de forma aleatória. Ao todo, 1000 pontos de avaliação foram gerados aleatoriamente sobre toda a extensão da bacia e, posteriormente, sobrepostos nos dois mapas produzidos. No local designado pelo ponto de avaliação foi registrada a classe de solo presente, a partir de valores previamente atribuídos a cada uma das classes já definidas

em ambos os procedimentos de mapeamento adotado. Finalizada a coleta de dados nos dois mapas os dados foram comparados, estabelecendo um índice de concordância entre os dois procedimentos realizados.

O resultado final da avaliação (Quadro 8) mostrou um índice adequado de concordância entre os dois mapas. Para o total de 1.000 pontos analisados para este fim, um índice de concordância de 644 pontos foi obtido, o que equivale a 64,4% do total de pontos gerados. Isto significa que de uma malha aleatória de 1.000 pontos gerados de uma forma aleatória, há uma coincidência significativa das classes de solos, embora tenham sido delimitadas por critérios e procedimentos diferentes.

Para geração deste índice, as classes do mapa auxiliado por RNA's foram agrupadas, visto que poderiam coincidir com duas opções no mapa tradicional. Os Neossolos Flúvicos não foram agrupados, pois não foram mapeados de forma individual no procedimento convencional. Além disso, para essa validação, foi considerada apenas o 1º nível categórico da classificação dos solos, ou seja, a ordem. Este procedimento foi adotado visando resolver o problema de classes que não tinham correspondência no nível de subordem, como é o caso dos Argissolos Vermelhos e Latossolos Vermelhos.

Quadro 8 – Concordância de pontos entre o mapa assistido por RNA's e o mapa tradicional

Classes		RNA			Total
		1	2	3	
Sistema	1	142	38	57	237
tradicional	2	251	502	10	763
Total		393	540	67	1.000

1 = Argissolos + Gleissolos; 2 = Latossolos + Cambissolos e 3 = Neossolos.

Na coluna estão representadas as classes do mapa produzido de forma convencional e na linha as classes do mapa assistido pelas RNA's. O quadro mostra que a classe representada pelo número 1 (Argissolos + Gleiosolos) teve uma concordância em 142 pontos. A classe representada pelo número 2 (Latosolos + Cambissolos) teve uma concordância em um total de 502 pontos, o que totaliza os 644 pontos de concordância.

3.5. Validação dos Mapas

A validação dos mapas foi efetuada com base em checagens de campo. Para isso, foram usados 75 pontos de referência. Os resultados obtidos (Quadros 9 e 10) indicaram um maior acerto do mapa produzido via RNA ($Kappa = 66,6\%$), em comparação com aquele gerado pela forma convencional ($Kappa = 42,6\%$). Mesmo com as associações de classes de

solo, o mapa convencional apresentou um menor índice de acerto na comparação com os pontos de referência.

Quadro 9 – Distribuição dos acertos por classes de solos - Mapa convencional

Classes	PV	PVA	CX	GX	LV	LVA	NY	Total
1	1	3*	1	2	1	1	0	9
2	0	6*	0	9*	0	3	9	27
3	0	0	2*	0	0	0	0	2
4	0	0	2	0	0	1*	0	3
5	9	5	4*	1	7	7*	1	34
Total	10	14	9	12	8	12	10	75

PV – Argissolo Vermelho, PVA= Argissolo Vermelho-Amarelo, CX = Cambissolo Háplico, GX = Gleissolo Háplico, LV = Latossolo Vermelho, LVA = Latossolo Vermelho-Amarelo, RY = Neossolo Flúvico, 1 = Argissolo Vermelho-Amarelo + Cambissolo Háplico, 2 = Gleissolo Háplico + Neossolo Flúvico + Argissolo Vermelho-Amarelo, 3 = Cambissolo Háplico, 4 = Latossolo Vermelho-Amarelo + Latossolo Vermelho e 5 = Latossolo Vermelho-Amarelo + Cambissolo Háplico.

*Perfis que ocorreram acerto com pelo menos uma das classes de solo da associação.

O resultado da matriz gerada não é apresentado em diagonal principal, devido às associações de classes. Neste mapa, um perfil teve nas associações, até três chances de acerto.

Dentre os eventuais erros que podem ser levantados para explicar o menor desempenho do mapa tradicional estão: as correlações efetuadas acabam incorporando grandes áreas, desconsiderando pequenas manchas de solos e; a não inclusão de classes de solos, como os Argissolos Vermelhos. A vantagem era que uma mesma área do mapa, em muitos casos, tinha mais possibilidades de acerto, devido às associações. Mas foi observado, que mesmo com essa vantagem, o mapa tradicional teve um valor do índice *kappa* menor.

Por sua vez, no mapa auxiliado por RNA's, as relações entre a ocorrência dos solos e os atributos do relevo derivados do MDE foram determinantes para o delineamento de unidades de mapeamento na região estudada. Isto seguramente garantiu um melhor desempenho do mapa digital produzido na comparação com a realidade.

Para este mapa, as concordâncias podem ser observadas na diagonal principal, visto que todos os perfis foram classificados, no mínimo, até o segundo nível categórico do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (Embrapa, 2006), coincidindo com as classes mapeadas (Quadro 10).

Quadro 10 - Distribuição dos acertos por classes de solos - Mapa assistido por RNA's

Classes	PV	PVA	CX	GX	LV	LVA	NY	Total
PV	9	0	0	0	1	0	0	10
PVA	0	12	2	2	0	0	0	16
CX	0	0	6	0	0	0	0	6
GX	0	0	0	1	0	0	0	1
LV	1	1	1	0	5	1	0	9
LVA	0	0	0	0	2	8	0	10
NY	0	1	0	9	0	3	10	23
Total	10	14	9	12	8	12	10	75

PV – Argissolo Vermelho, PVA= Argissolo Vermelho-Amarelo, CX = Cambissolo Háplico, GX = Gleissolo Háplico, LV = Latossolo Vermelho, LVA = Latossolo Vermelho-Amarelo e NY = Neossolo Flúvico.

Diferentemente da matriz de confusão gerada pelas RNA's, a presente matriz indica um maior índice de acerto das classes de maior ocorrência na região (Latosolos e Argissolos Vermelho-Amarelo).

Por outro lado, os Gleissolos tiveram um índice de acerto muito menor. A grande maioria destes perfis foi classificada como Neossolos, evidenciado a dificuldade de separação destas classes na paisagem, de forma automatizada, visto que o relevo de ambos é muito semelhante.

Já os Neossolos obtiveram o maior índice de acerto. Suas amostras foram coletadas em áreas típicas desta classe, o que favoreceu essa concordância. Além disso, os dados indicam que houve uma ampliação espacial no mapa das áreas desta classe, devido às semelhanças com o Gleissolo.

Em outras teses produzidas anteriormente por doutorandos do Departamento de Solos e Nutrição de Plantas foi possível concluir que esta forma de abordagem pode contribuir para os levantamentos de solos, subsidiando-os no delineamento dos mapas, e tornando-os mais rápidos e menos onerosos, diminuindo também a sua subjetividade (Carvalho Júnior, 2005).

Para o autor, na produção de variáveis discriminantes, o modelo digital de elevação (MDE) também foi fator chave na determinação dos outros atributos dele derivados. Em razão disto, foi possível concluir que quanto melhor for o MDE, mais representativos serão seus atributos derivados, que podem contribuir, isoladamente ou em conjunto, para se entender a relação solo-paisagem de áreas de mares de morro.

Quanto à utilização de RNA's nos procedimentos, apesar da grande manipulação de formas, formatos e tipos de arquivos, e da necessidade de verificação constante da consistência dos dados, seus resultados foram melhores do que utilizando outros

classificadores como Maxver, conseguindo discriminar consistentemente as paisagens definidas. Ele afirma que a chave principal para se resolver problemas desta natureza está na entrada de dados, ou seja, quanto mais detalhados puderem ser, melhores resultados serão alcançados.

Em outra tese produzida pelo Departamento de Solos e Nutrição de Plantas, Chagas (2006) afirma que o classificador baseado nas redes neurais testado em seu estudo produziu uma maior exatidão na classificação geral, com resultados significativamente melhores e comprovados através dos testes estatísticos utilizados, quando comparado ao classificador clássico da máxima verossimilhança. Ele concluiu que a abordagem por redes neurais foi mais eficiente na discriminação dos solos da bacia do rio São Domingos e que a exatidão geral da classificação para ambos os classificadores mostrou-se bastante influenciada pelo número de variáveis discriminantes utilizadas.

Para Chagas (2006), os mapas produzidos pelos classificadores contêm muito mais detalhes espaciais do que o mapa de solos convencional, pelo fato de que a variação ambiental pôde ser quantificada com grande detalhe utilizando-se um software de SIG, que tem a capacidade de manipular muitas variáveis simultaneamente. Neste sentido, a disponibilidade de dados mais detalhados sobre as variáveis ambientais tornou possível reduzir significativamente as associações de solos e permitiu identificar pequenos componentes na paisagem que são difíceis de serem identificados pelo mapeamento convencional. A presença de mais de uma classe de solo associada a um determinado pixel somente ocorreu devido à dificuldade ou impossibilidade de estabelecimento de relações solo-paisagem mais precisas.

Os resultados alcançados mostram que a utilização de atributos do terreno e dados de sensores remotos orbitais em uma abordagem por redes neurais pode contribuir grandemente para melhoria da qualidade dos levantamentos de solos no Brasil. A disponibilidade de dados de sensores remotos orbitais a custos mais baixos e a facilidade de obtenção dos atributos do terreno em um SIG comercial tornam a abordagem utilizada ainda mais atraente.

Avanços significativos também foram obtidos por Zhu et al., (2001) na produção de mapas digitais de solos, permitindo a espacialização de determinadas características dos solos, tais como pH, teores de nutrientes e dados físicos. Ele afirma que através do mapeamento digital, os cientistas de solo podem se dedicar mais a tarefa de entendimento das relações solo-paisagem, dando mais atenção ao que eles mais sabem fazer.

Para Weber et al. (2006), o conhecimento acumulado pelos pedólogos ao longo de muitas décadas é uma importante base para validar resultados do mapeamento digital de solos, bem como para obter parâmetros utilizados em modelos de alta complexidade.

Sirtoli (2008) obteve como resultado grande semelhança entre os mapas delineados pelo classificador por redes neurais e o mapa convencional, provando com isso a capacidade da RNA em simular o comportamento humano. Os mapas simulados por RNA apresentaram muito mais detalhes espaciais do que o mapa de solos convencional, porque a variação ambiental pôde ser quantificada com maior detalhe. Além disso, a disponibilidade de dados detalhados, sobre as variáveis ambientais utilizadas, permitiu identificar pequenos componentes na paisagem que são difíceis de serem identificados pelo mapeamento convencional.

Na sua tese, a qualidade da informação de solo produzida quando se utiliza a correlação ambiental através de atributos do terreno, índices espectrais e geologia foi influenciada pelos seguintes fatores: a) a qualidade das variáveis ambientais derivadas e, b) a qualidade do modelo solo paisagem utilizado para representar as relações entre os solos e seus fatores ou processos de formação.

Desta forma, os resultados obtidos indicam, portanto, o grande potencial das redes neurais artificiais em mapeamentos de solos. A extrapolação deste desempenho para outras regiões pode até ser realizada, mas obviamente, as características e peculiaridades locais devem ser consideradas.

4. CONCLUSÕES

Com base nos resultados do presente estudo, pode-se concluir que:

- o mapa produzido auxiliado por RNA's e SIG's obteve uma maior porcentagem de acerto em relação ao mapeamento convencional, com base na checagem de campo;
- a malha de pontos aleatórios gerada permitiu estabelecer uma comparação entre os dois mapas, obtendo um valor de 64,4%, o que permite afirmar que os mapas obtiveram um bom índice de concordância;
- ocorre na referida bacia o predomínio das classes Latossolos Vermelho-Amarelo e Argissolos Vermelho-Amarelo;
- as classes de solos estão diretamente associadas ao relevo, sendo ele o principal atributo para a classificação dos solos.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BIE, S.W.; BECKETT, P.H.T. Comparison of four independent soil surveys by air-photo interpretation, Paphos Area (Cyprus). *Photogrammetria*, n. 29, p.198-202, 1973.
- BRAGA, A.; CARVALHO, A.; LUDEMIR, T. Fundamentos de redes neurais artificiais. In: 11a. Escola de Computação. Rio de Janeiro: UFRJ. 1998. 246p.
- BRONDINO, N.C.M. Estudo da Influência da Acessibilidade no Valor de Lotes Urbanos Através do Uso de Redes Neurais. São Carlos, SP, 1999.
- CARVALHO JUNIOR, W. Classificação supervisionada de pedopaisagens do domínio dos mares de morros utilizando redes neurais artificiais. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, 2005. 143p.
- CHAGAS, C.S. Mapeamento digital de solos por correlação ambiental e redes neurais em uma bacia hidrográfica no domínio de mar de morros. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, 2006. 223p.
- CORRÊA, G.F. Modelo de evolução e mineralogia da fração argila de solos do planalto de Viçosa, MG. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, 1984. 86p.
- DEFELIPO, B.V.; RIBEIRO, A.C. Análise química do solo. Viçosa: Universidade Federal de Viçosa, 1981. 17 p. (Boletim Extensão, 29).
- EASTMAN, J.R. Idrisi for windows – User’s guide, version 2.0. Worcester, Clark Labs for Cartographic Technology and Geographic Analysis, Clark University, 1998.
- EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA - Centro Nacional de Pesquisa de Solos. Sistema Brasileiro de Classificação de Solos. 2ª ed. Brasília, 2006. 306p
- EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA. Manual de métodos de análise de solo. 2ª ed. Rio de Janeiro, Centro Nacional de Pesquisa de Solos, 1997. 212p.
- ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE. ESRI. ArcView GIS. The Geographic Information System for everyone. New York, 1996a.
- ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE. ESRI. ArcView Spatial Analyst: advanced spatial analysis using raster and vector data. New York, 1996b.
- FERNANDES, M.M. Caracterização de solos e uso atual empregando aerofotos não convencionais nas sub-bacias Marengo, Palmital e Silibar – Rio turvo sujo, MG.. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, 1996. 107p.

- FU, P.; RICH, P.M. Design and implementation of the solar analyst: An ArcView extension for modeling solar radiation at landscape scales. IN: ESRI INTERNATIONAL USER CONFERENCE PROCEEDINGS. San Diego, ESRI, 1999.
- GALLANT, J.C.; WILSON, J.P. Primary topographic attributes. In: WILSON, J. P.; GALLANT, J. C. (Eds.). Terrain Analysis: Principles and applications. New York: John Wiley, p. 51-85, 2000.
- GALO, M.L.B.T. Aplicação de redes neurais artificiais e sensoriamento remoto na caracterização ambiental do Parque Estadual Morro do Diabo. Tese (Doutorado em Engenharia Ambiental) - Escola de Engenharia de São Carlos. Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, 2000. 205p.
- GONG, P. Integrated analysis of spatial data from multiple sources: using evidential reasoning and artificial neural network techniques from geological mapping. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, v. 62, n. 5, p. 513-523, 1996.
- GONZALES, R.C.; WOODS, R.E. Recognition and Interpretation. In: Digital Image Processing. Reading, Addison-Wesley, 1993.
- HAYKIN, S. Redes neurais, princípios e prática. 2 edição. Porto Alegre: Bookman, 2001. 900p.
- HELLER, L.; BASTOS, R.K.X.; VIEIRA, M.B.C.M.; BEVILACQUA, P.D.; BRITO, L.L.A.; MOTA, S.M.M.; OLIVEIRA, A.A.; MACHADO, P.M.; SALVADOR, D.P.; CARDOSO, A.B. Oocistos de *Cryptosporidium* e cistos de *Giardia*: circulação no ambiente e riscos à saúde humana. *Epidemiol. Serv. Saúde*, v. 13, n. 2, p. 79-92, 2004.
- HUDSON, B.D. The soil survey as a paradigm-based science. Soil Science Society of America Journal, v. 56, p. 836-841, 1992.
- ITO, Y.; HOSOKAWA, M.; LEE, H.; LIU, J.G. Extraction of damaged regions using SAR data and neural networks. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, v. 33, part B1, p. 156-163, 2000
- IPPOLITI, R.G.A.; COSTA, L.M.; SCHAEFER, C.E.G.R.; FERNANDES FILHO, E.I.; GAGGERO, M.R.; SOUZA, E. Análise digital de terreno: Ferramenta na identificação de pedoformas em microbacia na região de "mar de morros" (MG). Revista Brasileira de Ciência do Solo, v. 29, n. 2, p. 269-276, 2005.
- KAZMIERCZAK, M.L. Proposta Metodológica para Geração de Imagens NDVI derivadas do AVHRR/NOAA-14 na FUNCEME. [CD-ROM]. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 8., Salvador, 1996. Anais. São Paulo: Imagem Multimídia, 1996. Seção de Comunicações Técnico-Científicas.
- LAGACHERIE, P. Digital Soil Mapping: A State of the Art. In: Digital Soil Mapping with Limited Data. p. 3-14, 2008.
- LANDIS J.R.; KOCK G.G. The measurement of observer agreement for categorical data. Biometrics, v. 33, n. 1, p. 159-174, 1977.

- LIMA, B.E.M. Avaliação das imagens do Sensor Aster para discriminação espectral de variações faciológicas no granito Serra Branca, Estado de Goiás / B. E. M. Lima. – São José dos Campos: INPE, 2003. 115p.
- LIPPMANN, R.P. An introduction to computing with neural nets. IEEE ASSP Magazine, v.4, p.4-22, 1987.
- McBRATNEY, A.B.; MENDONÇA SANTOS, M.L.; MINASNY, B. On digital soil mapping. Geoderma, v. 117, p. 3-52, 2003.
- MONTGOMERY, D.R. Predicting landscape-scale erosion using digital elevation models. Comptes Rendus Geoscience, v. 335, p. 1121-1130, 2003.
- ODEH, I.O.A.; CHITTLEBOROUGH, D.J.; McBRATNEY, A.B. Elucidation of soil-landform interrelationships by canonical ordination analysis. Geoderma, v. 49, p. 1-32, 1991.
- PARK, S.J.; BURT, T.P. Identification and Characterization of pedogeomorphological process on a hillslope. Soil Science Society American Journal, v. 66, p. 1897-1910, 2002.
- QUINTEIRO, F.Q.L. Levantamento do uso da terra e caracterização de ambientes da bacia hidrográfica do rio Turvo Sujo, com a utilização de aerofotos não convencionais. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, 1997. 91p.
- RUIZ, H.A. Dispersão física do solo para análise granulométrica por agitação lenta. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE CIÊNCIA DO SOLO, 30., 2005, Recife - PE. CD-ROM. Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2005a.
- RUIZ, H.A. Incremento da exatidão da análise granulométrica do solo por meio da coleta da suspensão (silte + argila). Revista Brasileira de Ciência do Solo, 29:297-300, 2005b
- SANTOS, A.R. Caracterização morfológica, hidrológica e ambiental da bacia hidrográfica do Rio Turvo Sujo, micro-região de Viçosa, MG. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, 2001. 125p.
- SANTOS, R.L; OHATA, A.T.; CRUSCO, N.; QUINTANILHA, J.A.A. Teoria da Incerteza Aplicada a Classificação de Imagens de Satélites. In: Congresso Brasileiro de Cartografia, XXI, 2003, 050/SR12.
- SIRTOLI, A.E. Mapeamento de solos com auxílio da Geologia, Atributos do Terreno e Índices Espectrais integrados por Redes Neurais Artificiais. Tese (Doutorado em Geologia). Universidade Federal do Paraná, Curitiba, PR, 2008. 114p.
- TATIBANA, C.Y.; KAETSU, D.Y.; Uma introdução às Redes Neurais. Disponível em <http://www.din.uem.br/ia/neurais/2006>. Consultado em dezembro de 2008.
- VALENTE, O.F.; CASTRO, P.S. Manejo de Bacias Hidrográficas. Informe Agropecuário, Belo Horizonte, n. 80, v. 7, p. 40-45. 1981.
- VENTURIERI, A.; SANTOS, J.R. Técnicas de Classificação de Imagens para Análise de Cobertura Vegetal. In: ASSAD, E.D.; SANO, E.E., eds. Sistema de Informação

Geográfica: Aplicações na Agricultura. 2ª edição. Brasília: DF. Embrapa – SPI/Embrapa-CPAC, p. 351-371, 1998.

VIEIRA, C.A.O. Accuracy of remotely sensing classification of agricultural crops: a comparative study. Thesis (Ph.D.) - University of Nottingham, Nottingham, 2000. 323 p.

WASSERMAN, P.D. Neural computing: theory and practice. New York: van Nostrand Reinhold, 1989.

WEBER, E.; HASENACK, H.; FLORES, C.F.; PÖTTER, R.O.; FASOLO, P.J. GIS as a support to soil mapping in Southern Brazil. 2º Global Workshop Digital Soil Mapping. Rio de Janeiro. p.145-148. 2006

ZELL, A.; MAMIER, G.; VOGT, M.; MACHE, N.; HÜBNER, R.; DÖRING, S.; HERRMANN, K.; SOYEZ, T.; SCHMALZL, M.; SOMMER, T.; HATZIGEORGIOU, A.; POSSELT, D.; SCHREINER, T.; KETT, B.; CLEMENTE, G.; WIELAND, J. SNNS: Stuttgart Neural Network Simulator. User Manual, Version 4.1. Stuttgart: University of Stuttgart, 1995.

ZHU, A.X.; HUDSON, B.; BURT, J.; LUBISH, K.; SIMONSON, D. Soil mapping using GIS, expert knowledge, and fuzzy logic. Soil Sci. Soc. Am. J., v. 65, p. 885-894, 2001.

CAPÍTULO 2

AVALIAÇÃO DO ESTOQUE DE CARBONO NOS SOLOS DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO TURVO SUJO, VIÇOSA - MG

Resumo

Um dos grandes temas da atualidade é a discussão acerca da poluição e dos gases do efeito estufa, sendo que nessa discussão assume papel de destaque o carbono, pela vinculação que esse elemento apresenta com o CO₂ e com seus efeitos na discussão sobre as mudanças do clima global. Na dinâmica do carbono nos diferentes compartimentos ambientais do planeta, o solo assume papel de destaque, por constituir em um importante reservatório do elemento, em especial nos seus primeiros 100 cm de profundidade. Nesse contexto, emerge preocupações quanto às mudanças no uso do solo, como por exemplo, a transformação de ecossistemas naturais em agroecossistemas, que apresenta potencial de alterar significativamente a dinâmica da matéria orgânica reduzindo na maior parte das vezes, o acúmulo de carbono no solo. Nesse sentido, foi desenvolvido um estudo tendo como área de estudo à bacia hidrográfica do Rio Turvo Sujo, localizada na Zona da Mata mineira. O objetivo foi estimar o estoque de carbono dos solos desta bacia hidrográfica através da correlação com os solos existentes. O estoque de carbono no solo foi estimado até um metro de profundidade, nos dois mapas, para toda a bacia do Rio Turvo Sujo foi em torno de 4.900.000 t, considerando a profundidade de 1 metro. Desta forma, cresce na atualidade a demanda por levantamentos como este, que muito mais que permitir atividades de correção, visam planejar o desenvolvimento consciente e de acordo com a realidade local. Através do conhecimento da área de cada classe de solo e da capacidade média de estoque de carbono destes, foi possível fazer comparações quanto à capacidade de estoque das diferentes classes presentes na bacia. Assim, sistemas de manejo adequado dos solos devem ser implementados visando não apenas a sua utilização, mas também ao seu potencial de estoque de carbono.

Palavras-chave: Carbono no solo, classes de solos, bacia do Turvo Sujo

1. INTRODUÇÃO

Um dos grandes temas da atualidade é a discussão entorno da poluição e dos gases do efeito estufa. Esses produtos da vida moderna são associados ao crescimento populacional, desenvolvimento tecnológico e, principalmente, ao aumento de consumo dos recursos naturais. Nesta discussão assume papel de destaque o carbono, pela vinculação que esse elemento apresenta com o CO₂ e com seus efeitos na discussão atual das mudanças do clima global.

Na dinâmica do carbono nos diferentes compartimentos ambientais do planeta, o solo assume papel de destaque, por constituir em um importante reservatório do elemento, em especial nos seus primeiros 100 cm de profundidade. Lal (2003) considera que, em termos globais, estejam armazenados entre 1.300 e 2.000 Pg de C no solo, o que corresponde ao dobro da concentração do carbono atmosférico.

Nesse contexto, sabe-se que mudanças no uso do solo, como a transformação de ecossistemas naturais em agroecossistemas, apresenta potencial de alterar significativamente a dinâmica da matéria orgânica (Lal, 2003), reduzindo na maior parte das vezes, o acúmulo de carbono no solo.

O estoque de carbono orgânico no solo é determinado pelo balanço anual da adição do C fotossintetizado e da perda de C orgânico pela oxidação a CO₂ pelos microorganismos heterotróficos (IPCC, 2001). Segundo Batjes (1999), as taxas de adição e a qualidade do carbono da vegetação dependem muito do clima, em especial da temperatura do ar e das chuvas; do tipo de vegetação, com gramíneas decompondo-se mais lentamente que plantas leguminosas; e da fertilidade do solo, já que solos férteis freqüentemente são associados a plantas maiores que contêm, por sua vez, mais carbono a ser depositado no solo.

Os processos de decomposição e as taxas de transformação também são fortemente influenciados pelo clima, tipo e qualidade da matéria orgânica, associações químicas e físico-químicas da matéria orgânica com os componentes minerais do solo e pela localização da matéria orgânica no solo.

Em regiões de clima tropical, a decomposição da matéria orgânica é bastante acelerada, havendo situações que os estoques de carbono do solo são reduzidos em mais de 50% em menos de 10 anos de cultivo (Shang e Tiessen, 1997). As perdas da matéria orgânica do solo são estimuladas pelo revolvimento do solo, variações de temperatura, umidade e aeração, ruptura de agregados, aumento do grau de fracionamento e incorporação de resíduos vegetais, e diminuição da cobertura do solo.

É importante salientar que o teor de carbono orgânico, sob diferentes sistemas, fornece informações importantes para a avaliação da qualidade do solo. Sua importância

reside na estruturação e regulação da atividade biológica, além de estar diretamente ligada com a capacidade de acúmulo de água e pela manutenção da fertilidade do solo.

Desta forma, é cada vez mais comum na atualidade interesses na identificação dos sistemas de manejo de culturas e também de pastagens que promovam ao aumento do estoque de carbono no solo (Freitas et al., 2000).

Segundo Prentice et al. (2001), nas últimas décadas uma série de eventos climáticos tem despertado a atenção dos cientistas e dirigentes das principais nações do mundo para um possível aumento da concentração dos gases responsáveis pelo efeito estufa: CO₂, N₂O, CH₄, CFC's, entre outros. Para os autores, o dióxido de carbono (CO₂) é o gás com maior destaque, principalmente por ter maior emissão em termos de massa (7,9±1,2 Pg ano⁻¹) e ser um dos principais responsáveis pelo incremento do efeito estufa.

A atividade humana é apontada como a principal causa do aumento da concentração de CO₂ atmosférico. A queima de combustível fóssil e a mudança no uso da terra proporcionaram a emissão de cerca de 6,5±0,4 e 2,2±0,8 Pg de C por ano⁻¹, respectivamente, durante a última década (Houghton, 2003).

Os solos agrícolas são reconhecidamente dreno ou fonte de gases de efeito estufa (GEE), dependendo da intensidade e do sistema de manejo a que forem submetidos (IPCC, 2001). Sistemas de manejo que aumentem a adição de resíduos vegetais e a retenção de C no solo se constituem em alternativas importantes para aumentar a capacidade de dreno de C-CO₂ atmosférico e mitigação do aquecimento global (Amado et al., 2001).

Segundo Cerri et al. (1996), o carbono do solo não se mineraliza na mesma velocidade. Certos constituintes da matéria orgânica têm duração de vida muito curta e se renovam rapidamente. Outros são estáveis, e permanecem mais tempo no solo possuindo um "turn-over" lento. Essa estabilidade é um dos principais critérios da qualidade da matéria orgânica do solo. Ela se relaciona com a dinâmica da matéria orgânica do solo e com algumas características bioquímicas intrínsecas desse material. A matéria orgânica do solo pode ser caracterizada por dois dados: o estoque de carbono no solo e a qualidade dos constituintes orgânicos nela presentes.

O estoque de carbono é em grande parte determinado pelo tipo de solo. O pH, a drenagem e sobretudo a textura são as principais características que determinam a quantidade de carbono.

Os conteúdos globais de carbono e nitrogênio nos solos da Bacia Amazônica brasileira foram estimados por Moraes (1991) e Moraes et al. (1995) a partir de uma base de dados formada pelos resultados analíticos contidos no projeto RADAMBRASIL. Ao todo essa base reúne 1.161 perfis de solo representando 5.560 horizontes. Estes horizontes apresentam resultados de análises física, química e notadamente de carbono do solo. Calcularam-se os conteúdos de carbono para cada horizonte do solo, usando-se a densidade

e a espessura da camada como coeficientes de ponderação. Obtiveram-se os conteúdos de carbono por perfil até 100 cm de profundidade, e finalmente por tipo de solo (Quadro 4). Para obtenção do estoque de carbono do solo em termos de área, calculou-se a área de cada solo através da digitalização do mapa de solos da Bacia Amazônica em um sistema de informação geográfica (ARC/INFO).

No citado estudo, os conteúdos de carbono nos primeiros 100 cm variaram entre 2,3 e 21,7 kg m⁻². Esta faixa de variação foi mais reduzida (8,5 a 10,5 kg m⁻²) para os Latossolos Amarelos, Latossolos Vermelho-Amarelos e Argissolos Vermelho Amarelos distróficos. No total estão estocados 47 Pg (1 Pg = 10¹⁵g) de Carbono para todos os solos da Bacia sendo 45% deste total concentrado nos primeiros 20 cm de profundidade.

Fidalgo et al. (2007) desenvolveram estudos para estimar o de estoque de carbono nos solos do Brasil em nível nacional, mas se depararam com a falta de informações disponíveis sobre a quantidade de carbono orgânico nos solos sob diferentes usos e em diferentes regiões. Utilizando informações disponíveis na base de dados de solos “SIGSOLOS”, organizada pela Embrapa Solos, desenvolveram o trabalho com o objetivo de estimar o estoque de carbono nos solos no Brasil, considerando os diferentes tipos de solo sob diferentes sistemas de uso e distribuídos nos diversos biomas brasileiros.

Para a estimativa do estoque de carbono nos solos, consideraram quatro diferentes conjuntos de dados: as médias de C por classe de solo; as médias de C por classe de solo em cada bioma do território brasileiro; as médias de C dos solos sob um mesmo tipo de uso em cada bioma do território brasileiro; e as médias de C por classe de solo, separados por tipo de uso e por bioma em que ocorrem.

A estimativa do estoque de carbono em cada grupamento foi obtida através da somatória do produto da média de C estimada e da área correspondente de cada conjunto de dados. Considerando os diferentes tipos de solo, utilizaram dados provenientes de um total de 1.712 perfis e obteve-se uma estimativa de 36,60 Pg de C na camada entre 0 e 30 centímetros nos solos do Brasil. Considerando os diferentes tipos de solo em cada bioma, utilizaram-se 1.700 perfis e a estimativa de carbono foi um pouco inferior, igual a 36,30 Pg de C. Para as análises, considerando os solos sob os diferentes usos e biomas e tipos de solos sob os diferentes usos e biomas, o número de perfis utilizado foi menor – 770 e 752, respectivamente – e os resultados apresentaram as menores estimativas – 32,32 e 34,65 Pg de C, respectivamente.

As estimativas de estoque de carbono apresentam valores próximos entre si e compatíveis com a estimativa obtida em outro estudo, exceto no caso em que se considerou o uso do solo por bioma, cujo resultado foi subestimado devido à falta de informações disponíveis. Porém, uma análise mais detalhada dos resultados mostra que a base de dados disponível apresenta lacunas que impedem a estimativa robusta do estoque de carbono dos

solos do Brasil, considerando a distribuição das classes de solos em todos os biomas do território nacional e os diferentes tipos de uso do solo.

Na atualidade, quantificar e mapear os teores de carbono no solo tem se tornado uma ferramenta importante para a gestão ambiental, de forma a balizar propostas e medidas de conservação e/ou recuperação dos sistemas, em especial os agrícolas. A produção de mapas com os estoques de carbono nos solos como documento orientador tem sido incentivada para fins didáticos, de divulgação e mesmo científicos, representando o estágio atual do acúmulo desse elemento neste recurso natural.

Neste contexto, o continente europeu (Jones et al., 2004) e o Brasil (Fidalgo et al., 2007) já possuem mapas com o estoque de carbono nos solos. Esse tipo de produto é importante para fins de planejamento e monitoramento, bem como para a exploração de cenários futuros que podem ser estudados a partir de possíveis alterações do uso das terras.

Diante do exposto, o presente trabalho teve como objetivo estimar o estoque de carbono dos solos da Bacia do Rio Turvo Sujo, localizada na Zona da Mata mineira.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1. Área de estudo

A área de estudo corresponde à bacia hidrográfica do Rio Turvo Sujo, localizada na Zona da Mata mineira, descrita no item 2.1. do capítulo 1 desta dissertação.

2.2. Estoque de carbono

Para a elaboração de um mapa de estoque de carbono, foi necessário estimar inicialmente a quantidade média de carbono por classe de solo. Nesse sentido, foram feitas análises de carbono orgânico total dos perfis descritos e foram coletados dados de perfis descritos anteriormente em outros trabalhos analíticos. Para os perfis de solo que foram descritos, o carbono foi quantificado por oxidação da matéria orgânica via úmida com $K_2Cr_2O_7$ em meio sulfúrico com aquecimento externo (Yeomans e Bremner, 1988).

O resultado do estoque de carbono (em $t\ ha^{-1}$) foi obtido multiplicando-se o valor do conteúdo de carbono orgânico ($g\ kg^{-1}$) pela densidade ($kg\ dm^{-3}$) e pela profundidade (m). Como os dados eram apresentados de diferentes formas, nos diversos trabalhos analisados, foram considerados diferentes horizontes e profundidades de amostragem, e interpolações foram efetuadas quando necessárias.

Na seqüência, um valor médio para cada classe de solo foi calculado, considerando todos os perfis disponíveis para a referida classe. Por extrapolação obteve-se então o estoque de carbono para a área de cada classe, e conseqüentemente para a área total da bacia, somando-se a área ocupada por cada classe de solo.

O mapa de estoque de carbono foi produzido com base nos dados do mapa gerado auxiliado por RNA's, que obteve um maior índice *Kappa*. Um novo campo foi inserido na tabela de atributos, onde foram colocadas as estimativas dos estoques para cada classe, identificando com um novo valor cada *pixel*. Em seguida, estes valores foram padronizados e reclassificados para uma melhor visualização dos atributos do mapa.

3. RESULTADOS

3.1. Estimativa do estoque de carbono nos solos da bacia

O estoque de carbono estimado para os solos da bacia hidrográfica do Rio Turvo Sujo a profundidade de um metro, considerando os dois mapas produzidos, foi em torno de 4.900.000 t. Considerando a área da bacia hidrográfica como 40.000 ha (400.000.000 m²), tem-se um estoque de 122,5 t ha⁻¹, ou 12,25 kg m⁻². Essa quantidade de carbono acumulado na bacia do Rio Turvo Sujo é um pouco menor do que a média verificada por Fidalgo et al. (2007) para os solos do bioma Mata Atlântica, tanto em áreas antropizadas (14,67¹ kg m⁻²) como em áreas de vegetação natural (17,63 kg m⁻²).

A estimativa do estoque de carbono também foi obtida por classes e, ou, associações de classes de solos, segundo os dois procedimentos de mapeamento avaliados no presente estudo (Quadros 11 e 12). Os Gleissolos são a classe de solo de maior armazenamento de carbono na bacia avaliada, fato coerente com o ambiente que não favorece a decomposição da matéria orgânica, preservando desta forma maiores conteúdos de carbono. No mapeamento digital isto é facilmente identificado e, no mapeamento tradicional, é o que eleva o estoque na associação com o Argissolo Vermelho-Amarelo.

Os Cambissolos e Latossolos Vermelhos apresentaram baixos conteúdos de carbono, o que pode ser associado à sua posição na paisagem. Como tais classes, geralmente, estão posicionadas em áreas de maior declividade, os processos de acumulação da matéria orgânica são mais difíceis de ocorrerem.

O solo com menor estoque de carbono foi o Neossolo. Essa constatação pode ser relacionada à sua textura predominantemente arenosa. Interações argilo-húmicas são relacionadas à maior proteção da matéria orgânica, protegendo da ação dos microrganismos. Por sua vez, a ausência da formação de agregados mais estáveis nos solos mais arenosos, coloca a matéria orgânica aí presente mais acessível aos processos de decomposição.

Os teores de carbono nos Latossolos Vermelho-Amarelos, Argissolos Vermelho-Amarelos e Argissolos Vermelhos foram favorecidos por sua posição na paisagem e por sua natureza mais argilosa, o que possivelmente possibilitou uma maior fixação de matéria orgânica.

¹ Valor ajustado a partir dos dados originais, uma vez que os autores fizeram a estimativa do estoque de carbono até 30 cm de profundidade.

Quadro 11 - Estoque de carbono associado às classes e associações de classes de solo na Bacia do Turvo Sujo – MG, segundo o mapeamento convencional

Classes de solo/Associação	Área (ha)	Estoque de carbono	
		Média da classe	Valor total da classe
		----- t ha ⁻¹ -----	
Argissolo Vermelho-Amarelo + Cambissolo Háplico	3.399,44	130,3	442.947,03
Gleissolo Háplico + Neossolo Flúvico + Argissolo Vermelho-Amarelo	4.886,02	173,8*	849.190,27
Cambissolo Háplico	2.255,84	119,7	270.024,05
Latossolo Vermelho-Amarelo + Latossolo Vermelho	24.094,72	130,0*	3.132.313,60
Latossolo Vermelho-Amarelo + Cambissolo Háplico	5.733,70	140,3	231.068,11
Total da bacia			4.925.543,06

(*) Considerada a média das classes quando em associação

Quadro 12 - Estoque de carbono associado às classes de solos na Bacia hidrográfica do Turvo Sujo – MG, segundo o mapeamento automatizado

Classes de solo/Associação	Área (ha)	Estoque de carbono	
		Média da classe	Valor total da classe
		----- t ha ⁻¹ -----	
Argissolo Vermelho - PV	4.755,94	141,3	672.014,32
Argissolo Vermelho-Amarelo - PVA	7.583,17	130,3	988.087,05
Cambissolo Háplico - CX	5.421,99	119,7	649.012,20
Gleissolo Háplico - GX	2.369,46	217,4	515.120,60
Latossolo Vermelho - LV	6.631,81	100,7	667.823,26
Latossolo Vermelho-Amarelo - LVA	11.564,84	140,3	1.162.547,05
Neossolo Flúvico - RY	2.055,40	82,1	168.798,34
Total			4.823.402,82

3.2. Mapa de estoque de Carbono

A partir da estimativa do estoque de carbono nas sete classes mapeadas pelas RNA's foi produzido um mapa de estoque na bacia hidrográfica do Rio Turvo Sujo (Figura 19). Para sua confecção, os teores foram associados às respectivas classes, permitindo uma visualização de áreas com diferentes teores de carbono.

Em tempos de discussão da importância do carbono no cenário mundial das mudanças climáticas e que muitas políticas de governo e de mercado tem sido direcionadas no sentido de promover uma maior fixação desse elemento, mapas como este podem permitir um planejamento de eventuais atividades a serem desenvolvidas na bacia avaliada. O mapa pode indicar e direcionar atividades como reflorestamento, recuperação de áreas degradadas, áreas a serem protegidas, no intuito de se recompor ou manter os estoques de carbono presentes. Os mapas podem servir ainda para embasar avaliações de impacto ambiental, subsidiando a tomada de decisões no que se refere a aprovação de projetos e empreendimentos e, até mesmo avaliar a provável escala da área afetada no que se refere ao carbono estocado nos solos.

Desta forma, cresce na atualidade a demanda por levantamentos como este, que muito mais que permitir atividades de fiscalização e punição, visa planejar o desenvolvimento consciente e de acordo com a realidade local.

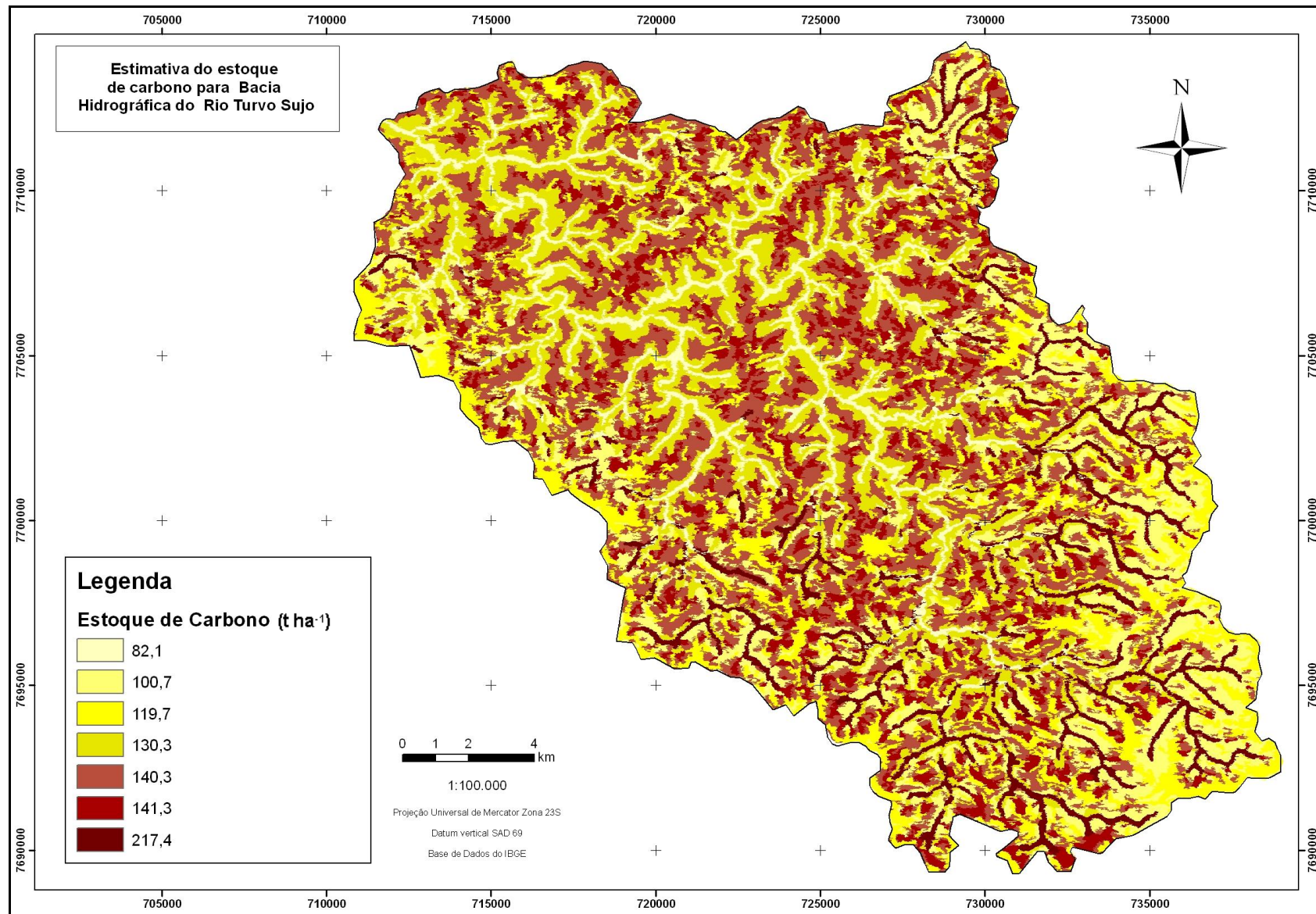


Figura 18 – Mapa do estoque de carbono (t ha⁻¹) nos solos da bacia do Rio Turvo Sujo, considerando até um metro de profundidade.

4. CONCLUSÕES

Com base nos dados levantados e no mapa produzido, pode-se concluir que:

- o estoque de carbono nos solos da bacia hidrográfica do Rio Turvo Sujo foi estimado em, aproximadamente, 4.900.000 t. Considerando a área da bacia hidrográfica como 40.000 ha (400.000.000 m²), tem-se um estoque de 122,5 t ha⁻¹, ou 12,25 kg m⁻²;
- os estoques de carbono foram variáveis nas diferentes classes de solo presentes na bacia, sendo que a capacidade de estoque dessas classes foram associadas com o ambiente em que se inseriam ou à natureza dos agregados presentes;
- o mapa de estoque de carbono produzido pode servir como um instrumento de gestão ambiental para o melhor e mais adequado uso do solo na bacia do Rio Turvo Sujo.

5. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AMADO, T.J.C.; BAYER, C.; ELTZ, F.L.F.; BRUM, A.C.R. Potencial de culturas de cobertura em acumular carbono e nitrogênio no solo no plantio direto e a melhoria da qualidade ambiental. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 25:189-197, 2001.
- BATJES, N.H. Management options for reducing CO₂-concentrations in the atmosphere by increasing carbon sequestration in the soil. Wageningen: International Soil Reference and Information Centre, p. 230-235, 1999.
- CERRI, C.C.; BERNOUX, M.; VOLKOFF, B.; MORAES, J.L. Dinâmica do carbono nos solos da Amazônia. In: ALVAREZ V., V. H., FONTES, L. E. F., FONTES, M. P. F. Os solos dos grandes domínios morfoclimáticos do Brasil e o desenvolvimento sustentado. Viçosa, Sociedade Brasileira de Ciência do Solo e UFV, p. 61-69, 1996.
- FIDALGO, E.C.C.; BENITES, V.M.; MACHADO, P.L.O. A.; MADARI, B.E.; COELHO, M.R.; MOURA, I.B.; LIMA, C.X. Estoque de Carbono nos solos do Brasil. 26p, 2007. Disponível em <http://www.repdigital.cnptia.embrapa.br/handle/CNPS/13061>. Consultado em janeiro de 2009.
- FREITAS, P.L.; BLANCANEAU, P.; GAVINELLI, E.; LARROUY-LARRE, M.C.; FELLER, C. Nível e natureza do estoque orgânico de Latossolos sob diferentes de uso e manejo. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, Brasília. v. 35, n.1, p.157-170, 2000.
- HOUGHTON, R.A. Revised estimates of the annual net flux of carbon to the atmosphere from changes in land use and land management. *Tellus Series B-Chemical and Physical Meteorology*. v. 55, n. 2, p. 378-390, 2003.
- IPCC - INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE. *Climate change 2001: The scientific basis*. Cambridge, Cambridge University Press, 2001. 881p.
- JONES, R.J.A.; HIEDERER, R.; RUSCO, E.; LOVELAND, P.J. and MONTANARELLA, L.I. The map of organic carbon in topsoils in Europe, Version 1.2. European Soil Bureau Research Report n. 17, 2004. 26p. Disponível em http://eusoils.jrc.ec.europa.eu/ESDB_Archive/octop/OCTopMapBkLet76.pdf. Consultado em novembro de 2008.
- LAL, R. Global potential of carbon sequestration to mitigate the greenhouse effect. *Critical Reviews in Plant Sciences*, Boca Raton, v. 22, n. 2, p. 151-184, 2003.
- MORAES, J.F.L. Conteúdos de carbono e nitrogênio e tipologia de horizontes nos solos da Bacia Amazônica. (Dissertação de Mestrado) Piracicaba. CENA-USP. 1991. 85p.
- MORAES, J.F.L.; NEILL, C.; VOLKOFF, B.; CERRI, C.C.; MELILLO, J.; LIMA, V.C.; STEUDLER, P.A. Soil Carbon stocks of the Brazilian Amazon basin. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 59:244-247, 1995.
- PRENTICE, I.C.; FARQUHAR, G.D.; FASHAM, M.J.R.; GOUDEN, M.L.; HEIMANN, M.; JARAMILLO, V.J.; KHESHGI, H.S.; LE QUÉRÉ, C.; SCHOLLES, R.J.; WALLACE,

D.W.R. The carbon cycle and atmospheric carbon dioxide. In: HOUGHTON, J.T.; DING, Y.; GRIGGS, D.J.; NOGUER, M.; VAN DER LINDEN, P.J.; DAI, X.; MASKELL, K.; JOHNSON, C.A. (Ed.) Climate change 2001: the scientific basis. Contribution of working group I to the third assessment report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge, United Kingdom and New York: Cambridge University Press, Cap 3, p. 183-237, 2001.

SHANG, C.; TIESSEN, H. Organic matter lability in a tropical Oxisol: evidence from shifting cultivation, chemical oxidation, particle size, density, and magnetic fractionations. Soil Science, Baltimore, v. 162, p. 795-807, 1997.

YEOMANS, J.C.; BREMNER, J.M. A rapid and precise method for routine determination of organic carbon in soil. Commun. Soil. Sci. Plant Anal., 19:1467-1476, 1988.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Diante do elevado custo e da subjetividade freqüentemente associados aos mapeamentos convencionais, tornam-se relevantes os estudos que visem auxiliar a definição de unidades de mapeamento de solos de forma automatizada e sistemática, permitindo assim, ampliar o aspecto quantitativo deste procedimento e reduzir suas possíveis discordâncias.

Os resultados do presente estudo indicaram a capacidade das redes neurais artificiais de mapear adequadamente os solos da Bacia do Rio Turvo Sujo, com melhor produto final do que o procedimento tradicional de mapeamento. A diversidade de dados de entrada permitiu às redes neurais, em seus processos de treinamento e classificação, identificar na paisagem mais detalhes que favoreceram a delimitação das unidades de mapeamento de solos.

Por outro lado, deve ser ressaltado que esse procedimento automatizado não será nunca capaz de substituir as mãos e a mente humana nos procedimentos de levantamento e classificação de solos. Uma máquina não descreve perfil e seus critérios de classificação são definidos pelo ser humano, desta forma, as redes neurais ou qualquer outra forma de processamento automatizado estão disponíveis enquanto ferramentas para agilizar a análise de dados e melhorar o resultado final obtido, apesar de requerer um alto tempo de processamento na etapa de treinamento.

Um aspecto importante deste trabalho é a aquisição de dados para o treinamento das redes. Áreas de treinamento classificadas pelo usuário de forma incorreta tendem a ampliar os resultados não condizentes com a realidade. Quanto melhor a qualidade e a quantidade dos dados de entrada, maior será a possibilidade de resultados mais próximos da realidade. No presente estudo, a qualidade do MDE pode ser considerada um dos principais fatores que contribuíram com o resultado final, considerando que a grande maioria das variáveis foram geradas a partir dele.

É notória a necessidade de se avançar nas pesquisas de avaliação de outras técnicas de integração de dados para uso em levantamento e classificação de solos, que possibilitem testar outros modelos e facilitar o uso destas ferramentas.

Especificamente com relação à técnica aqui utilizada (RNA), sua avaliação em condições ambientais diversificadas também deve ser incrementada. É possível fazer avaliações de quanto os atributos do terreno e de índices espectrais podem contribuir na definição e diferenciação das unidades de mapeamento de solos.

Outro importante aspecto levantado neste estudo foi a possibilidade de geração, a partir do mapeamento de solos executado, da estimativa do carbono estocado e a posterior elaboração de um mapa. Considerando a atual problemática mundial acerca

deste elemento, tende-se a expandir a demanda por mapas como este, que podem ser feitos em escalas estaduais, nacionais ou até mesmo continentais, dependendo da disponibilidade de dados.

Enfim, os procedimentos automatizados constituem atualmente uma ferramenta de grande potencial para o auxílio de pedólogos como para diversos outros profissionais, permitindo-se mapear áreas de interesse a partir da integração de diversos elementos da realidade, favorecendo a obtenção de produtos mais consistentes e passíveis de serem quantificados.

São técnicas que demandam um banco de dados e muitas repetições, mas que podem ser facilitadas com o desenvolvimento da experiência no manuseio dos programas demandados. Trata-se do avanço da ciência, que pode ser usado para ampliar o conhecimento sobre o meio no qual o homem está inserido e melhorar a qualidade de vida da população, por meio da preocupação com os elementos ambientais e gestão sustentável do espaço.

ANEXOS

Anexo 1 – Perfis de Solos levantados via pesquisa e coletados na área de estudo

Nº	Classificação	Documento ou Autor
1	ARGISSOLO VERMELHO Distrófico típico	Marcos Antônio Gomes – Perfil 1
2	LATOSSOLO VERMELHO Distrófico típico	Marcos Antônio Gomes – Perfil 2
3	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	Marcos Antônio Gomes – Perfil 3
4	CAMBISSOLO HÁPLICO Tb Eutrófico latossólico	Marcos Antônio Gomes – Perfil 4
5	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	Marcus Manoel Fernandes – PT (Topo de Elevação)
6	CAMBISSOLO HAPLICO Tb Distrófico latossólico	Marcus Manoel Fernandes – PI (Encosta Íngreme)
7	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	Marcus Manoel Fernandes – PCx (Encosta Convexa)
8	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	Marcus Manoel Fernandes – PCo (Encosta Côncava)
9	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Eutrófico típico	Marcus Manoel Fernandes – PTr (Terraço)
10	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	Fernando Quirino Lucho Quinteiro – Ptr - Terraço
11	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	Fernando Quirino Lucho Quinteiro – Pco – Côncavo
12	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	Fernando Quirino Lucho Quinteiro – Pcc – Convexo
13	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	Fernando Quirino Lucho Quinteiro – Pto-Topo
14	CAMBISSOLO HAPLICO Tb Distrófico típico	Fernando Quirino Lucho Quinteiro – Pin – Íngreme
15	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	XXV CBCS – Perfil 1
16	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	DPS - Campus da UFV – Perfil 1
17	CAMBISSOLO HÁPLICO Tb Distrófico típico	DPS - Campus da UFV – Perfil 2
18	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	DPS - Campus da UFV – Perfil 3
19	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	DPS - Campus da UFV – Perfil 4
20	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico húmico	DPS - Campus da UFV – Perfil 5
21	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	Campus da UFV – Perfil 6
22	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	Campus da UFV – Perfil 7 (CARVALHO FILHO, 1989)

Nº	Classificação	Documento ou Autor
23	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	Campus da UFV – Perfil 8 (CARVALHO FILHO, 1989)
24	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Eutrófico típico	Campus da UFV – Perfil 10 (Fase terraço)
25	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Eutrófico típico	Campus da UFV – Perfil 11 (Fase fundo de grotta)
26	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	Dimas Vital Siqueira Resck (Fase Terraço)
27	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	Francisco Melhem Baruqui
28	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	Liovando Marciano da Costa – Perfil 1
29	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	Liovando Marciano da Costa – Perfil 2
30	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Eutrófico típico	Liovando Marciano da Costa – Perfil 3
31	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	Eduardo Jorge Maklouf Carvalho
32	GLEISSOLO HÁPLICO Tb Distrófico típico	Carla Eloiza Bavose Campos – Perfil 1
33	GLEISSOLO HÁPLICO Tb Distrófico típico	Carla Eloiza Bavose Campos – Perfil 2
34	GLEISSOLO HÁPLICO Tb Distrófico típico	Carla Eloiza Bavose Campos – Perfil 3
35	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	Carla Eloiza Bavose Campos – Perfil 4
36	GLEISSOLO HÁPLICO Tb Distrófico típico	Carla Eloiza Bavose Campos – Perfil 5
37	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	Carla Eloiza Bavose Campos – Perfil 6
38	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	Carla Eloiza Bavose Campos – Perfil 7
39	GLEISSOLO HÁPLICO Tb Distrófico típico	Carla Eloiza Bavose Campos – Perfil 8
40	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico	Leonardo Vaz de Melo – Perfil 1
41	ARGISSOLO VERMELHO Eutrófico nitossólico	Leonardo Vaz de Melo – Perfil 2
42	CAMBISSOLO HÁPLICO Tb Distrófico típico	Leonardo Vaz de Melo – Perfil 3
43	CAMBISSOLO HÁPLICO Tb Distrófico “argilúvico”	Leonardo Vaz de Melo – Perfil 4
44	NEOSSOLO FLÚVICO Tb Distrófico típico	Leonardo Vaz de Melo – Perfil 5

Anexo 2 – Descrição dos perfis coletados nesta dissertação

DESCRIÇÃO DE PERFIS

PERFIL 1: Cabeceira do Turvo Sujo 1

DESCRIÇÃO GERAL

DATA: 03/10/2007

CLASSIFICAÇÃO: LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico

LOCALIZAÇÃO, MUNICÍPIO E ESTADO: Cabeceira do Turvo Sujo, propriedade do Sr. Wagner, Coimbra – MG – UTM 0734176/7692642.

SITUAÇÃO, DECLIVE E COBERTURA VEGETAL SOBRE O PERFIL: Forte ondulado (20-45%), Pastagem degradada.

ALTITUDE: 811m.

FORMAÇÃO GEOLÓGICA: Gnaisse.

MATERIAL ORIGINÁRIO: Colúvios.

PEDREGOSIDADE: Não pedregosa.

ROCHOSIDADE: Não rochosa.

RELEVO LOCAL: Forte ondulado (20-45%).

EROSÃO: Forte laminar

DRENAGEM: Bem drenado.

VEGETAÇÃO PRIMÁRIA: Floresta semi-decídua.

USO ATUAL: Pastagem degradada.

CLIMA: Cwb.

DESCRITO E COLETADO POR: C. Schaefer, R. Michel, Leonardo Vaz de Melo.

DESCRIÇÃO MORFOLÓGICA

A 0 – 10 cm; vermelho-amarelado (5YR 4/6 úmido); argila; moderada, pequena a média, blocos subangulares; ligeiramente duro, friável, plástico e ligeiramente pegajoso. Transição clara e plana.

BA 10 – 35 cm; vermelho (2,5YR 4/8 úmido); muito argilosa; moderada, pequena, blocos subangulares que se desfaz em forte pequena granular; ligeiramente duro, friável, plástico e ligeiramente pegajoso. Transição clara e plana.

Bw1 35 – 60 cm; vermelho-amarelado (5YR 5/8 úmido); muito argilosa; forte, muito pequena, granular; macio, muito friável, plástico e ligeiramente pegajoso. Transição gradual e plana.

Bw2 60 – 180+; vermelho-amarelado (5YR 5/8, úmido); muito argilosa; forte, muito pequena, granular; macio, muito friável, plástico e ligeiramente pegajoso. Transição gradual e plana.

RAÍZES: Abundantes, finas a médias no A; muitas, muito finas a finas no BA; comuns, muito finas a finas no Bw1 e Bw2.

OBSERVAÇÕES: Erosão laminar muito forte, erosão em sulcos forte/moderada, pastagem degradada (alto grau). Canais de térmitas em todo solo.

Perfil 1
ANÁLISES FÍSICAS E QUÍMICAS

Horizonte		Frações da amostra total %			Composição granulométrica de terra fina (dispersão com NaOH Calgon) %				Argila dispersa em água %	Índice de floculação	% de silte % de argila	Densidade kg/dm ³		Porosidade % (Volume)
Símb.	Profundidade (cm)	Calhau > 20mm	Cascalho 20-2 mm	Terra fina < 2 mm	Areia grossa 2-0,20 mm	Areia fina 0,20-0,05 mm	Silte 0,05-0,002 mm	Argila <0,002 mm				do solo	de partículas	
A	0-10				22	15	9	54	31	42,6	0,2			
BA	10-35				14	9	13	64	33	48,4	0,2			
Bw1	35-60				12	8	14	66	01	98,5	0,2			
Bw2	60-180+				12	7	14	67	01	98,5	0,2			
Horizonte	pH (1:2,5)		Complexo Sortivo cmol _c /dm ³								Valor V Sat. de bases %	m	P-rem mg/L	P. disponível mg/dm ³
	Água	KCl 1 mol/L	Ca ⁺⁺	Mg ⁺⁺	K ⁺	Na ⁺	Valor S (soma)	Al ⁺⁺⁺	t	Valor T (soma)				
A	4,34	-	0,04	0,17	0,14	-	0,35	1,06	1,41	8,15	4,3	75,2	27,4	1,6
BA	4,46	-	0,00	0,01	0,05	-	0,06	0,58	0,64	5,26	1,1	90,6	18,6	0,6
Bw1	4,49	-	0,00	0,00	0,01	-	0,01	0,48	0,49	4,01	0,2	98,0	12,9	0,9
Bw2	4,31	-	0,00	0,00	0,01	-	0,01	0,19	0,20	2,71	0,4	95,0	11,0	1,5
Horizonte	C orgânico g/kg	N g/kg	C/N	ATAQUE POR g/kg					SiO ₂ AlO ₃ (Ki)	SiO ₂ R ₂ O ₃ (Kr)	Al ₂ O ₃ Fe ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃ livre	Equivalente de umidade	
				H ₂ SO ₄ (1:1)		NaOH (0,8%)								
				SiO ₂	Al ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃	TiO ₂	P ₂ O ₅	MnO					
A	20,5			13,7	17,7	14,6	15,7	1,8	0,2	1,31	0,86			
BA	12,3			-	-	-	-	-	-	-	-			
Bw1	8,6			-	-	-	-	-	-	-	-			
Bw2	6,3			16,8	20,7	15,4	13,5	2,0	0,2	1,38	0,93			

DESCRIÇÃO DE PERFIS

PERFIL 2: Cabeceira do Turvo Sujo 2

DESCRIÇÃO GERAL

DATA: 06/10/2007

CLASSIFICAÇÃO: ARGISSOLO VERMELHO Eutrófico nitossólico

LOCALIZAÇÃO, MUNICÍPIO E ESTADO: Cabeceira do Turvo Sujo, Coimbra-MG

SITUAÇÃO, DECLIVE E COBERTURA VEGETAL SOBRE O PERFIL:

LITOLOGIA: Gnaisse

FORMAÇÃO GEOLÓGICA: Gnaisse.

MATERIAL ORIGINÁRIO: Gnaisse

PEDREGOSIDADE: Não pedregosa

ROCHOSIDADE: Não rochosa

RELEVO REGIONAL: Forte ondulado a montanhoso

EROSÃO: Ligeira

DRENAGEM: Bem drenado

VEGETAÇÃO PRIMÁRIA: Floresta Estacional Semidecídua

USO ATUAL: Pastagem

CLIMA: Cwb

DESCRITO E COLETADO POR: Guilherme Resende Corrêa, Leonardo Vaz de Melo

DESCRIÇÃO MORFOLÓGICA

- Ap 0 – 25 cm; bruno (7,5YR 4/4 úmido); argila; fraca, pequena a média, blocos subangulares; duro, friável, ligeiramente plástico e ligeiramente pegajoso. Transição gradual e plana.
- BA 25 – 70 cm; vermelho (2,5YR 5/6 úmido); argila; forte, média a grande, blocos subangulares; muito duro, muito firme, plástico e pegajoso. Cerosidade abundante moderada. Transição difusa e plana.
- Bt2 70 – 103 cm; vermelho (2,5YR 5/6 úmido); muito argilosa; forte, grande a muito grande, blocos subangulares; muito duro, muito firme, plástico e pegajoso. Cerosidade abundante moderada. Transição difusa e plana.
- Bt3 103 – 134; vermelho (2,5YR 5/6 úmido); muito argilosa; moderada, média a grande, blocos subangulares; muito duro, firme, plástico e pegajoso. Cerosidade comum moderada. Transição gradual e plana.
- C 134 – 164+; vermelho (2,5YR 4/6 úmido); argila; muito duro, firme, plástico e pegajoso.

RAÍZES: Abundantes e finas no Ap; muitas e finas no Bt1; comuns e finas no Bt2; poucas e finas no Bt3.

FATORES BIOLÓGICOS: Presença de condutos térmitas – formigas/minhocas.

OBSERVAÇÕES: Presença de fragmentos de carvão até o Bt3, Bt1 com presença de quartzo e Ap ligeiramente compactado.

Perfil 2
ANÁLISES FÍSICAS E QUÍMICAS

Horizonte		Frações da amostra total %			Composição granulométrica de terra fina (dispensão com NaOH Calgon) %				Argila dispersa em água %	Índice de floculação	% de silte % de argila	Densidade kg/dm ³		Porosidade % (Volume)
Símb.	Profundidade	Calhau > 20mm	Cascalho 20-2 mm	Terra fina < 2 mm	Areia grossa 2-0,20 mm	Areia fina 0,20-0,05 mm	Silte 0,05-0,002 mm	Argila <0,002 mm				do solo	de partículas	
Ap	0-25				34	8	12	46	26	43,5	0,3			
BA	25-70				24	7	10	59	40	32,2	0,2			
Bt ₂	70-103				17	4	11	68	01	98,5	0,2			
Bt ₃	103-134				18	5	16	61	01	98,4	0,3			
C	134-164				22	14	25	39	01	97,4	0,6			
Horizonte	pH (1:2,5)		Complexo Sortivo cmol _c /dm ³								Valor V Sat. de bases %	m	P-rem mg/L	P. disponível mg/dm ³
	Água	KCl 1 mol/L	Ca ⁺⁺	Mg ⁺⁺	K ⁺	Na ⁺	Valor S (soma)	Al ⁺⁺⁺	t	Valor T (soma)				
Ap	5,39		2,01	0,42	0,92	-	2,52	0,10	2,62	7,42	34,0	3,8	33,7	0,8
Bt ₁	5,65		1,32	0,29	0,03	-	1,64	0,00	1,64	4,14	39,6	0,0	28,0	0,4
Bt ₂	5,99		1,36	0,30	0,01	-	1,67	0,00	1,67	3,27	51,1	0,0	16,0	1,0
Bt ₃	6,00		1,25	0,31	0,01	-	1,57	0,00	1,57	2,57	61,1	0,0	14,4	1,6
C	5,72		0,99	0,34	0,01	-	1,34	0,00	1,34	2,34	57,3	0,0	21,9	1,5
Horizonte	C orgânico g/kg	N g/kg	C N	ATAQUE POR g/kg						SiO ₂ AlO ₃ (Ki)	SiO ₂ R ₂ O ₃ (Kr)	Al ₂ O ₃ Fe ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃ livre	Equivalente de umidade
				H ₂ SO ₄ (1:1)		NaOH (0,8%)								
Ap	19,8			SiO ₂	Al ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃	TiO ₂	P ₂ O ₅	MnO	1,56	1,16			
Bt ₁	7,8			14,6	15,9	8,6	10,7	1,4	1,6	-	-			
Bt ₂	6,3			-	-	-	-	-	-	-	-			
Bt ₃	4,9			18,7	20,8	11,0	11,5	1,2	0,2	1,53	1,14			
C	3,7			-	-	-	-	-	-	-	-			

DESCRIÇÃO DE PERFIS

PERFIL 3: Cabeceira do Turvo Sujo 3

DESCRIÇÃO GERAL

DATA: 06/10/2007

CLASSIFICAÇÃO: CAMBISSOLO HÁPLICO Tb Distrófico típico

LOCALIZAÇÃO, MUNICÍPIO E ESTADO: Cabeceira do Rio Turvo Sujo, Coimbra-MG.

SITUAÇÃO, DECLIVE E COBERTURA VEGETAL SOBRE O PERFIL:

FORMAÇÃO GEOLÓGICA: Gnaisse.

PEDREGOSIDADE: Endopedregoso

ROCHOSIDADE: Não rochosa

RELEVO LOCAL: Montanhoso

RELEVO REGIONAL: Forte ondulado a montanhoso

EROSÃO: Laminar forte

DRENAGEM: Bem drenado

VEGETAÇÃO PRIMÁRIA: Floresta Estacional Semidecídua

USO ATUAL: Pastagem muito degradada

CLIMA: Cwb

DESCRITO E COLETADO POR: Guilherme Resende Corrêa, Leonardo Vaz de Melo

DESCRIÇÃO MORFOLÓGICA

- Bi 0 – 38 cm; bruno-avermelhado (5YR 4/4 úmido); argila; moderada, pequena a média, blocos subangulares; ligeiramente duro, friável, plástico e pegajoso. Transição gradual e plana.
- Bi2 38 – 71 cm; vermelho (2,5YR 5/6 úmido); argila; moderada, média a grande, blocos subangulares; macio, friável, plástico e pegajoso. Transição clara e plana.
- Bi3 71 – 120 cm; vermelho (2,5YR 4/6 úmido); franco-argilo-arenosa; fraca, pequena a média, blocos subangulares; macio, muito friável, ligeiramente plástico e ligeiramente pegajoso.

RAÍZES: Raízes comuns e finas em todos os horizontes.

OBSERVAÇÕES: Infestação de sapê, Horizonte A decapitado e intensa atividade biológica no Bi1.

Perfil 3
ANÁLISES FÍSICAS E QUÍMICAS

Horizonte		Frações da amostra total %			Composição granulométrica de terra fina (dispersão com NaOH Calgon) %				Argila dispersa em água %	Índice de floculação	% de silte % de argila	Densidade kg/dm ³		Porosidade % (Volume)	
Símb.	Profundidade	Calhau > 20mm	Cascalho 20-2 mm	Terra fina < 2 mm	Areia grossa 2-0,20 mm	Areia fina 0,20-0,05 mm	Silte 0,05-0,002 mm	Argila <0,002 mm				do solo	de partículas		
Bi	0-38				26	14	15	45	24	46,6	0,3				
Bi ₂	38-71				23	15	16	46	23	50,0	0,3				
Bi ₃	71-120				27	20	21	32	16	50,0	0,7				
Horizonte	pH (1:2,5)		Complexo Sortivo cmol _c /dm ³								Valor V Sat. de bases %	m	P-rem mg/L	P. disponível mg/dm ³	
	Água	KCl 1 mol/L	Ca ⁺⁺	Mg ⁺⁺	K ⁺	Na ⁺	Valor S (soma)	Al ⁺⁺⁺	t	Valor T (soma)					
Bi	4,78	-	0,03	0,03	0,10	-	0,16	1,16	1,32	6,96	2,3	87,9	24,7	2,5	
Bi ₂	4,86	-	0,00	0,01	0,02	-	0,03	0,77	0,80	3,73	0,8	96,3	26,4	1,0	
Bi ₃	4,83	-	0,00	0,00	0,02	-	0,02	0,67	0,69	2,72	0,7	97,1	32,4	1,1	
Horizonte	C orgânico g/kg	N g/kg	C N	H ₂ SO ₄ (1:1) ATAQUE POR g/kg					NaOH (0,8%)		SiO ₂ AlO ₃ (Ki)	SiO ₂ R ₂ O ₃ (Kr)	Al ₂ O ₃ Fe ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃ livre	Equivalent e de umidade
				SiO ₂	Al ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃	TiO ₂	P ₂ O ₅	MnO						
Bi	24,2			15,3	17,2	8,8	10,2	1,8	0,5	1,51	1,14				
Bi ₂	14,6			-	-	-	-	-	-	-	-				
Bi ₃	7,1			-	-	-	-	-	-	-	-				

DESCRIÇÃO DE PERFIS

PERFIL 4: Cabeceira do Turvo Sujo 4

DESCRIÇÃO GERAL

DATA: 06/10/2007

CLASSIFICAÇÃO: CAMBISSOLO HÁPLICO Tb Distrófico "argilúvico"

LOCALIZAÇÃO, MUNICÍPIO E ESTADO: Cabeceira do Rio Turvo Sujo, Coimbra-MG.

SITUAÇÃO, DECLIVE E COBERTURA VEGETAL SOBRE O PERFIL:

FORMAÇÃO GEOLÓGICA: Gnaisse.

MATERIAL ORIGINÁRIO: Gnaisse

PEDREGOSIDADE: Não pedregosa

ROCHOSIDADE: Não rochosa

RELEVO LOCAL: Plano (<3%)

RELEVO REGIONAL: Plano

EROSÃO: Laminar forte

DRENAGEM: Bem drenado

VEGETAÇÃO PRIMÁRIA: Floresta estacional Semidecídua

USO ATUAL: Cana-de-açúcar

CLIMA: Cwb

DESCRITO E COLETADO POR: Guilherme Resende Corrêa, Leonardo Vaz de Melo

DESCRIÇÃO MORFOLÓGICA

- Ap 0 – 22 cm; bruno-amarelado (10YR 5/6 úmido); argilosa; moderada, pequena a média, blocos subangulares; muito duro, friável, ligeiramente plástico e ligeiramente pegajoso. Transição clara e plana.
- Bt 22 – 69 cm; bruno-forte (7,5YR 5/8 úmido); muito argilosa; moderada, média a grande, blocos subangulares; muito duro, friável, plástico e pegajoso. Cerosidade pouca e fraca. Transição difusa e plana.
- BC 69 – 87 cm; bruno-amarelado (10YR 5/8 úmido); argilosa; fraca, pequena a média, blocos subangulares; duro, muito friável, ligeiramente plástico e ligeiramente pegajoso. Transição difusa e plana.
- C 87 – 155+ cm; amarelo-brunado (10YR 6/8 úmido); franco-argilo-arenosa; ligeiramente duro, muito friável, ligeiramente plástico e não pegajoso.

RAÍZES: Abundantes, finas e médias no Ap; abundantes e finas no Bt; poucas e finas no Bc e C.

OBSERVAÇÕES: Ap parcialmente decapitado e intensa atividade biológica até o Bt.

Perfil 4
ANÁLISES FÍSICAS E QUÍMICAS

Horizonte		Frações da amostra total %			Composição granulométrica de terra fina (dispersão com NaOH Calgon) %				Argila dispersa em água %	Índice de flocculação	% de silte % de argila	Densidade kg/dm ³		Porosidade % (Volume)	
Símb.	Profundidade	Calhau > 20mm	Cascalho 20-2 mm	Terra fina < 2 mm	Areia grossa 2-0,20 mm	Areia fina 0,20-0,05 mm	Silte 0,05-0,002 mm	Argila <0,002 mm				do solo	de partículas		
Ap	0-22				11	14	23	52	23	55,7	0,4				
Bt	22-69				3	5	20	72	03	95,8	0,3				
BC	69-87				11	19	19	51	01	98,0	0,4				
C	87-155				6	46	19	29	01	96,5	0,7				
Horizonte	pH (1:2,5)		Complexo Sortivo cmol _c /dm ³								Valor V Sat. de bases %	m	P-rem mg/L	P. disponível mg/dm ³	
	Água	KCl 1 mol/L	Ca ⁺⁺	Mg ⁺⁺	K ⁺	Na ⁺	Valor S (soma)	Al ⁺⁺⁺	t	Valor T (soma)					
Ap	6,00	-	2,44	1,23	0,13		3,80	0,00	3,80	6,30	60,3	0,0	33,7	1,6	
Bt	5,32	-	0,42	0,20	0,03		0,65	0,10	0,75	3,95	16,5	13,3	11,5	0,8	
BC	5,34	-	0,00	0,14	0,02		0,17	0,00	0,17	2,27	7,5	0,0	6,9	1,4	
C	5,56	-	0,00	0,26	0,01		0,27	0,00	0,27	1,57	17,2	0,0	10,4	2,0	
Horizonte	C orgânico g/kg	N g/kg	C/N	H ₂ SO ₄ (1:1) ATAQUE POR g/kg					NaOH (0,8%)		SiO ₂ AlO ₃ (Ki)	SiO ₂ R ₂ O ₃ (Kr)	Al ₂ O ₃ Fe ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃ livre	Equivalente de umidade
				SiO ₂	Al ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃	TiO ₂	P ₂ O ₅	MnO						
Ap	23,5			17,5	17,9	8,4	12,4	1,3	0,8	1,66	1,18				
Bt	12,3			22,2	23,4	12,2	13,0	1,4	0,5	1,61	1,21				
BC	6,3			-	-	-	-	-	-	-	-				
C	2,6			-	-	-	-	-	-	-	-				

DESCRIÇÃO DE PERFIS

PERFIL 5: Cabeceira do Turvo Sujo 5

DESCRIÇÃO GERAL

DATA: 06/10/2007

CLASSIFICAÇÃO: NEOSSOLO FLÚVICO Tb Distrófico típico

LOCALIZAÇÃO, MUNICÍPIO E ESTADO: Cabeceira do Rio Turvo Sujo, Coimbra-MG.

SITUAÇÃO, DECLIVE E COBERTURA VEGETAL SOBRE O PERFIL:

FORMAÇÃO GEOLÓGICA: Gnaisse.

MATERIAL ORIGINÁRIO: Gnaisse – Deposição de sedimentos fluviais

PEDREGOSIDADE: Não pedregosa

ROCHOSIDADE: Não rochosa

RELEVO LOCAL: Plano (<3%)

RELEVO REGIONAL: Plano

EROSÃO: Solopamento extremamente forte

DRENAGEM: Mal drenado

VEGETAÇÃO PRIMÁRIA: Floresta tropical hidrófila

USO ATUAL: Pastagem

CLIMA: Cwb

DESCRITO E COLETADO POR: Guilherme Resende Corrêa, Leonardo Vaz de Melo

DESCRIÇÃO MORFOLÓGICA

- C1 0 – 18 cm; bruno-forte (7,5YR 4/6 úmido); franco-arenosa; ligeiramente duro, friável, não plástico e não pegajoso. Transição clara e plana.
- C2 18 – 42 cm; bruno-amarelado-escuro (10YR 3/4 úmido); franco-arenosa; ligeiramente duro, friável, não plástico e não pegajoso. Transição clara e plana.
- C3 42 – 85 cm; bruno-amarelado (10YR 5/6 úmido); franco-argilo-arenosa; duro, friável, ligeiramente plástico e ligeiramente pegajoso. Transição clara e plana.
- C4 85 – 112 cm; bruno-amarelado-escuro (10YR 4/6 úmido); franco-argilo-arenosa; duro, friável, ligeiramente plástico e ligeiramente pegajoso.

RAÍZES: Muitas raízes finas em todos os horizontes.

Perfil 5
ANÁLISES FÍSICAS E QUÍMICAS

Horizonte		Frações da amostra total %			Composição granulométrica de terra fina (dispersão com NaOH Calgon) %				Argila dispersa em água %	Índice de floculação	% de silte % de argila	Densidade kg/dm ³		Porosidade % (Volume)	
Símb.	Profundidade	Calhau > 20mm	Cascalho 20-2 mm	Terra fina < 2 mm	Areia grossa 2-0,20 mm	Areia fina 0,20-0,05 mm	Silte 0,05-0,002 mm	Argila <0,002 mm				do solo	de partículas		
C ₁	0-18				55	20	9	16	09	43,7	0,6				
C ₂	18-42				50	24	9	17	08	52,9	0,5				
C ₃	42-85				18	32	19	31	14	54,8	0,6				
C ₄	85-112				1	39	27	33	11	66,6	0,8				
Horizonte	pH (1:2,5)		Complexo Sortivo cmol _c /dm ³								Valor V Sat. de bases %	m	P-rem mg/L	P. disponível mg/dm ³	
	Água	KCl 1 mol/L	Ca ⁺⁺	Mg ⁺⁺	K ⁺	Na ⁺	Valor S (soma)	Al ⁺⁺⁺	t	Valor T (soma)					
C ₁	5,62	-	0,73	0,26	0,07		1,06	0,00	1,06	7,76	38,4	0,0	40,9	2,6	
C ₂	5,74	-	0,80	0,39	0,10		1,29	0,00	1,29	2,89	44,6	0,0	48,4	1,0	
C ₃	5,39	-	1,00	0,52	0,02		1,54	0,10	1,64	4,74	32,5	6,1	30,6	0,9	
C ₄	5,28	-	0,72	0,05	0,02		0,79	0,00	0,79	2,69	29,4	0,0	23,0	1,0	
Horizonte	C orgânico g/kg	N g/kg	C/N	H ₂ SO ₄ (1:1) ATAQUE POR g/kg				NaOH (0,8%)			SiO ₂ AlO ₃ (Ki)	SiO ₂ R ₂ O ₃ (Kr)	Al ₂ O ₃ Fe ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃ livre	Equivalente de umidade
				SiO ₂	Al ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃	TiO ₂	P ₂ O ₅	MnO						
C ₁	4,9			7,7	9,4	6,5	17,8-	0,9	0,6	1,4	0,96				
C ₂	5,6			-	-	-	-	-	-	-	-				
C ₃	10,1			-	-	-	-	-	-	-	-				
C ₄	8,6			-	-	-	-	-	-	-	-				