

MICHELLE MILANEZ FRANÇA

**MINERAÇÃO DE DADOS, EXATIDÃO DA CLASSIFICAÇÃO E MODELAGEM DO  
SOMBREAMENTO DO RELEVO NO MAPEAMENTO DO USO E COBERTURA  
DA TERRA**

Tese 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 *Doctor Scientiae*.

VIÇOSA  
MINAS GERAIS - BRASIL  
2013

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

T

França, Michelle Milanez, 1983-

F814m  
2013

Mineração de dados, exatidão da classificação e modelagem do sombreamento do relevo no mapeamento do uso e cobertura da terra / Michelle Milanez França. – Viçosa, MG, 2013.  
viii, 94f. : il. (algumas color.) ; 29 cm.

Inclui anexo.

Orientador: João Luiz Lani.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Viçosa.

Inclui bibliografia.

1. Solos - Classificação. 2. Sensoriamento remoto.  
3. Processamento de imagens. 4. Mineração de dados  
(Computação). I. Universidade Federal de Viçosa. Departamento  
de Solos. Programa de Pós-Graduação em Solos e Nutrição de  
Plantas. II. Título.

CDD 22.ed. 631.44

MICHELLE MILANEZ FRANÇA

**MINERAÇÃO DE DADOS, EXATIDÃO DA CLASSIFICAÇÃO E MODELAGEM DO  
SOMBREAMENTO DO RELEVO NO MAPEAMENTO DO USO E COBERTURA  
DA TERRA**

Tese 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 *Doctor Scientiae*.

APROVADA: 30 de outubro de 2013.

---

Vicente Paulo Soares

---

Williams Pinto Marques Ferreira

---

Elpidio Inácio Fernandes Filho  
(Coorientador)

---

Pedro Christo Brandão

---

João Luiz Lani  
(Orientador)

## AGRADECIMENTOS

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico, pela concessão da bolsa de estudo.

À Universidade Federal de Viçosa, pela minha formação.

Aos meus pais por todo apoio e empenho prestado na minha vida academia e pessoal.

À irmã Fran, pelo carinho e apoio.

Ao Lucas T. M. Xavier, amor incondicional da minha vida.

Ao meu orientador, João Luiz Lani, pela confiança e pelos ensinamentos ao longo do curso.

Ao co-orientador Elpídio Inácio Fernandes Filho, professor e amigo, que tenho muito respeito.

Ao Laboratório de Geoprocessamento pelos dez anos de aprendizado.

À Ecila Villani, pela revisão do texto.

Às secretárias Cláudia Maria Gonçalves e a Luciana, pela competência nas horas mais importantes.

A todos os funcionários e colegas do Departamento de Solos que contribuíram direta ou indiretamente para a realização deste trabalho.

## CONTEÚDO

	Página
<b>RESUMO .....</b>	vi
<b>ABSTRACT .....</b>	vii
<b>INTRODUÇÃO GERAL .....</b>	1
<b>CONCLUSÕES GERAIS .....</b>	2
<b>CAPITULO 1: EFEITO DO SOMBREAMENTO DO RELEVO E DA VARIACÃO DA LATITUDE NA SELEÇÃO DE IMAGENS LANDSAT TM E ETM+ .....</b>	4
<b>RESUMO .....</b>	4
<b>ABSTRACT .....</b>	5
<b>1. INTRODUÇÃO .....</b>	6
<b>2. MATERIAL E MÉTODOS .....</b>	7
<b>2.1 Área de Estudo .....</b>	7
<b>2.2 Determinação da radiação solar .....</b>	9
<b>2.3 Determinação das faces de exposição do relevo à radiação solar .....</b>	11
<b>2.4 Classificação Supervisionada .....</b>	12
<b>2.5 Determinação das áreas sombreadas .....</b>	12
<b>3. RESULTADOS E DISCUSSÃO .....</b>	12
<b>4 CONCLUSÕES .....</b>	20
<b>REFERÊNCIAS .....</b>	20
<b>CAPITULO 2: SELEÇÃO DE BANDAS EM IMAGENS LANDSAT TM UTILIZANDO TÉCNICA DE MINERAÇÃO DE DADOS .....</b>	22
<b>RESUMO .....</b>	22
<b>ABSTRACT .....</b>	23
<b>1. INTRODUÇÃO .....</b>	24
<b>2. MATERIAL E MÉTODOS .....</b>	25
<b>2.1 Área de Estudo .....</b>	25
<b>2.2 Análise dos Dados .....</b>	26
<b>2.2.1 Trabalho de Campo .....</b>	26
<b>2.2.2 Pré-Processamento .....</b>	28

2.2.3 Amostras de Treinamento e Validação .....	28
2.2.4 Medidas de Similaridade Estatística .....	30
2.2.5 Classificação de Imagens .....	31
<b>3. RESULTADOS E DISCUSSÃO .....</b>	<b>34</b>
<b>4. CONCLUSÕES .....</b>	<b>47</b>
<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>47</b>
<b>ANEXO .....</b>	<b>51</b>
<b>CAPÍTULO 3: TÉCNICA DE MINERAÇÃO DE DADOS NA ESCOLHA DE</b>	
<b>MELHORES COMBINAÇÕES ESPECTRAIS EM IMAGENS DO SATÉLITE</b>	
<b>LANDSAT TM .....</b>	<b>74</b>
<b>RESUMO .....</b>	<b>74</b>
<b>ABSTRACT .....</b>	<b>75</b>
<b>1. INTRODUÇÃO .....</b>	<b>76</b>
<b>2. MATERIAL E MÉTODOS .....</b>	<b>77</b>
2.1 Área de Estudo .....	78
2.2 Classificação Supervisionada .....	79
2.3 Concordância entre combinações de bandas .....	81
<b>3. RESULTADOS E DISCUSSÃO .....</b>	<b>83</b>
<b>4. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES .....</b>	<b>91</b>
<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>91</b>

## RESUMO

FRANÇA, Michelle Milanez, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, outubro de 2013.

### **Mineração de Dados, Exatidão da Classificação e Modelagem do Sombreamento do Relevo no Mapeamento do Uso e Cobertura da Terra.**

Orientador: João Luiz Lani. Coorientador: Elpidio Inácio Fernandes Filho.

Este trabalho está segmentado em três capítulos, inter-relacionados. O primeiro capítulo trata da quantificação das áreas de sombras em imagens de satélites, estabelecidos a partir de dados existentes acerca dos dias e horário de passagem do satélite, bem como do estabelecimento das melhores épocas para aquisição de imagens, de forma a obter o menor percentual de sombra. Os produtos do Sensoriamento Remoto acabam apresentando pixels com áreas consideráveis de sombra, principalmente nas altas latitudes dos Hemisférios Norte e Sul. Este efeito realça as geoformas do relevo, mas em contrapartida prejudica o trabalho de classificação de imagens, impedindo que seja obtida a classe situada abaixo da sombra. Como até o momento não foi possível identificar nenhum dado que apresente a área perdida por sombreamento em imagens de satélite, decidiu-se modelar a radiação solar direta que atinge o terreno, em data e horário de passagem do satélite Landsat TM e ETM+, cujas imagens são mundialmente utilizadas. Para isso, foram simuladas as mesmas condições de relevo, em latitudes distintas, partindo da latitude 0° (Equador) até a latitude 40° S. Verificou-se que, nas latitudes 30°S e 40°S, onde a perda de área por sombreamento vai de 27% a 91%, as imagens devem ser adquiridas, preferencialmente, entre outubro e março. Nas latitudes 0° e 10° a perda pode ser considerada desprezível, quando fixado um limiar mínimo de ocorrência em 10%. No segundo capítulo foram utilizadas duas imagens do satélite Landsat TM, uma adquirida em período da primavera/inverno, apresentando extensas áreas de sombras e outra do período do inverno/outono, realçando um pouco mais os alvos do terreno. Estas imagens foram submetidas ao processo de mineração de dados para obtenção da melhor combinação de bandas e o algoritmo Maxver. A mineração de dados foi utilizada para verificar se existem combinações de bandas que agregam melhor resultado final na classificação, além das tradicionais 2,3,4 e 345, muito difundidas no Sensoriamento Remoto. Além das bandas espectrais do referido sensor, foram utilizadas três componentes principais e o índice NDVI, totalizando 10 bandas que, combinadas entre si, resultaram em 1023 classificações para cada imagem. O maior índice kappa obtido para a imagem da primavera/inverno foi de 0,90 com a combinação

235610 e para o do inverno/outono, obteve-se kappa de 0,88 na combinação 2358910. Foram obtidos kappas condicionais baixos apenas para as classes café e eucalipto. Ao avaliar o efeito do conjunto de bandas verificou-se que as componentes principais e o índice de vegetação NDVI proporcionaram incremento no kappa. O NDVI apareceu em todas as combinações com kappas altos. As classificações que tiveram pelo menos uma banda do visível, uma do infra-vermelho, uma componente principal e o NDVI, apresentaram bons resultados. No último capítulo, foi abordado a questão da exatidão dos mapeamentos produzidos, os índices utilizados na avaliação da exatidão e suas limitações, bem como o que vem sendo proposto ultimamente. Para isso, foram utilizados os resultados das cinquenta melhores classificações obtidas com as duas imagens que foram avaliadas, pixel a pixel. Foi verificado que, as classes de café e eucalipto foram classificadas em sete a oito categorias de diversidade. Embora isso, grande parte da área da bacia é classificada em comum acordo, ou seja, essas discordâncias representam menor percentual. Mesmo assim, o resultado revelou que o teste estatístico empregado (teste z), embora muito utilizado e recomendado para avaliar diferenças estatísticas entre classificadores ou combinações de bandas, não foi satisfatório por apresentar resultados diferentes onde, teoricamente, não havia diferença estatística com z ao nível de 5% de probabilidade. Os resultados dos dados que não apresentaram divergência entre respostas mostraram acerto de 41,4% para a imagem do primavera/inverno e de 60,5% para a imagem da inverno/outono. Ou seja, com base no resultado obtido apenas estes percentuais de área possiam a mesma resposta no processo de classificação.

**Palavras-Chave:** Classificação de Imagens, Sensoriamento Remoto, Geoprocessamento, Mineração de Dados.

## ABSTRACT

FRANÇA, Michelle Milanez, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, October, 2013.  
**Data Mining, Accuracy Assessment and Relief Shading Modeling on Land Use Cover Mapping. Advisor.** João Luiz Lani. Co-Advisor: Elpidio Inácio Fernandes Filho.

This work is segmented into three chapters. The first one deals with the quantification of the shadow areas in satellite images, established from existing data about the days and hours of satellite overpass, as well as the establishment of the best times for image acquisition in order to obtain the lowest percentage shadow. The end product of Remote Sensing featuring pixels with considerable areas of shade, especially in the high latitudes of the Northern and Southern Hemispheres. This effect highlights the landforms of relief, but in return affect the work of image classification, preventing it from being obtained class located below the shade. As yet it has not been possible to identify any data to present the area lost by shading in satellite images, it was decided to model the direct solar radiation that reaches the ground, date and time of passage of the Landsat TM and ETM +, whose images are used worldwide. For this, the same conditions were simulated relief at different latitudes, starting from 0° latitude (Ecuador) to 40° S latitude. It was found that, in latitude 30° S and 40° S, where the area loss by shading goes from 27 % to 91 % , the images must be acquired, preferably between October and March. At latitudes 0° and 10 ° the loss can be considered negligible when a minimum threshold occurring in 10%. In the second chapter we used two Landsat TM images, acquired in one period of spring/winter, with extensive areas of shadows and over the period of the winter/fall, highlighting a bit of ground targets. These images were submitted to the process of data mining to obtain the best combination of bands and the maximum likelihood algorithm. Data mining was used to check whether there are combinations of bands that add better result in the classification, in addition to traditional 2,3,4 and 345, very widespread in Remote Sensing. In addition to the spectral bands of said sensor, three major components were used and the index NDVI total of 10 bands, combined together, resulting in 1,023 rankings for each image. The highest kappa obtained for the image of spring/winter was 0.90 with combination 235610 and for the winter/fall, up obteu kappa of 0.88 in combination 2358910. Were obtained conditional kappas lower classes only coffee and eucalyptus. When evaluating the effect of the set of bands was found that the main

components and vegetation index NDVI increase in kappa provided. The NDVI appeared in all combinations with high kappas. The classifications that had at least one visible band, one of the infrared, one main component and NDVI, showed good results. In the last chapter, it was discussed the question of the accuracy of the maps produced, the indices used to assess the accuracy and limitations, as well as what has been proposed lately. For this, we used the results of the fifty best scores obtained with the two images that were evaluated, pixel by pixel. It was verified that the classes of coffee and eucalyptus were classified into seven to eight categories of diversity. While so much of the catchment area is classified in agreement, ie, these disagreements represent a smaller percentage. Nevertheless, the results showed that the statistical test employed z test, although widely used and recommended to assess statistical differences between binders or combinations of bands was not satisfactory for presenting different results, where, theoretically, there was no statistical difference in the z 5% level of probability. The results of the data showed no difference between responses showed accuracy of 41.4 % for the image of spring / winter and 60.5% for the image of the winter/fall. That is, based on the result obtained only area percentages of these possiam the same response in the classification process.

**Key-words:** Image Classification, Remote Sensing, Geoprocessing, Data Mining.

## INTRODUÇÃO GERAL

O balanço do fluxo de energia na superfície terrestre, segundo Swain & Davis (1978) considera que o fluxo de energia incidente é o resultado dos fluxos de energia absorvida, refletida e transmitida ( $\Phi_{\text{incidente}} = \Phi_{\text{absorvido}} + \Phi_{\text{refletido}} + \Phi_{\text{transmitido}}$ ). Como este modelo não quantifica a energia difusa, bem como aquela refletida de volta à superfície terrestre pelos objetos que nela estão, o fluxo de energia eletromagnética incidente pode ser reescrito da seguinte forma:  $\Phi_{\text{incidente}} = \Phi_{\text{solar}} + \Phi_{\text{atmosfera}} + \Phi_{\text{ambiente}}$ , sendo  $\Phi_{\text{solar}}$  o fluxo de radiação solar que incide diretamente na superfície terrestre;  $\Phi_{\text{atmosfera}}$  o fluxo proveniente do espalhamento atmosférico e  $\Phi_{\text{ambiente}}$  o fluxo refletido por outras superfícies (CENTENO; PACHECO, 2011).

O espalhamento atmosférico consitui em fonte de energia a mais, detectada e mensurada pelo sensor, como interação entre parte da energia refletida com a atmosfera, durante a distância percorrida pelo fluxo de energia, da superfície terrestre até o sensor (KAUFMAN; SENDRA, 1988).

Os objetos presentes na superfície terrestre, além de contribuir para a reflexão do fluxo de energia provocam, por vezes, as sombras em regiões do seu entorno. Em escala global, o gradiente de radiação solar é causado pela geometria da Terra e sua rotação ao redor do sol. Em escala local, a topografia é o fator que mais influencia a distribuição de radiação, que é modificada pela forma do terreno, inclinação e orientação da face, assim como das sombras formadas pelas feições vizinhas ao terreno (HOFIERKA & SURI, 2002).

Em decorrência do movimento anual aparente do sol, onde a inclinação do eixo terrestre e o movimento de translação são responsáveis pelas diferentes intensidades de radiação que atinge a superfície terrestre, há o estabelecimento das estações do ano, marcada pelos equinócios e solstícios (LAMBERTS et al., 1997). Esta diferença na quantidade de radiação solar que incide no terreno, ao longo do ano, acaba afetando os produtos do Sensoriamento Remoto, como as imagens do satélite Landsat, principalmente nas áreas de relevo montanhoso, onde as sombras representam um problema.

A utilização de imagens de satélite aliada às técnicas de geoprocessamento representam um avanço significativo na obtenção de informações sobre dados do terreno, devido seu caráter multiespectral, sua repetitividade, seu custo e por ser uma

metodologia menos sujeita a erros de análise humana (MOREIRA, 1991; EIPHANIO et al., 1994).

Os satélites utilizados para avaliação dos recursos naturais sofreram sensíveis mudanças tecnológicas nos sensores, ao longo dos anos. O satélite Landsat, por exemplo, utilizado neste estudo, foi lançado em 1972 pela Agência Espacial Americana NASA e desde aquela década os produtos evoluíram em direção a uma maior resolução espacial e espectral. Atualmente, o satélite encontra-se na oitava versão e seus produtos foram disponibilizados aos usuários a partir de maio de 2013.

Estudar a potencialidade de todas as bandas espectrais do sensor Landsat, bem como explorar quais bandas apresentam maior contribuição no processo de classificação tem sido ainda uma postura pouco adotada, merecendo estudos nessa área. Grande parte dos trabalhos abordam a implementação de diferentes classificadores supervisionados, sempre comparados ao tradicional Maxver, e o resultado do índice kappa.

A mineração de dados, por ser caracterizada como técnica robusta e de caráter exploratório, possui potencialidade a ser empregada no descobrimento de padrões, num grande volume de dados, em que o processamento não poderia ser feito manualmente. Todavia, vem sendo empregada com o objetivo de encontrar diferentes algoritmos que forneçam altos valores de índice de exatidão kappa.

Em se tratando da exatidão de um mapeamento, trabalhos citados por (autor, ano) questionam a real eficiência do índice kappa na produção de mapeamentos consistentes. Muitos índices de exatidão são propostos, porém sem um padrão metodológico definido ou recomendado.

Frente a estes questionamentos, objetivou-se com esse trabalho obter a quantidade real de energia solar incidente nas datas de passagem do satélite Landsat e a partir deste resultado estabelecer épocas de aquisição de imagens, visando menores perdas de área por sombra. Para atingir os objetivos, foram utilizadas duas imagens, com maior e menor cobertura de sombra, no processo de classificação supervisionada utilizando mineração de dados nas combinações de bandas (azul, verde, vermelho, infravermelho próximo, infravermelho médio, infravermelho distante, três primeiros componentes principais e NDVI), e a partir do teste z, foi retirada uma amostra de 50 classificações sem diferença estatística, com z a 95% de probabilidade, para os dois conjuntos a fim de avaliar o resultado da exatidão.

## CONCLUSÕES GERAIS

A escolha de imagens no Hemisfério Sul, deve ser evitada a partir da latitude 20°, durante o outono/inverno, principalmente se a área possuir relevo montanhoso, condição que altera a resposta espectral dos usos/coberturas pelo efeito de sombra. Recomenda-se utilizar imagens correspondentes aos períodos do ano onde a radiação solar incidente é máxima. A utilização de duas imagens, uma do período outono e outra próximo a primavera mostrou melhor qualidade da classificação para a segunda, em termos de distinção de resposta espectral e índices kappa condicionais.

A mineração de dados aplicada nas combinações de bandas revelou, além de padrões semelhantes, predominância do índice NDVI e PCA nos melhores resultados. Estes índices devem ser mais utilizados nos futuros trabalhos. O teste de diversidade apresentou diferentes categorias (classes) entre dados que não apresentaram diferença significativa, revalando que o teste empregado não pode ser conclusivo.

### Referências Bibliográficas

CENTENO, J. A. S e PACHECO, A. P. Classificação de sombra em imagens orbitais e aéreas utilizando uma matriz de co-ocorrência modificada. **Boletim de Ciências Geodésicas**, Curitiba, v. 17, no 1, p.75-92, 2011.

EIPHANIO, J. C. N, LEONARDI, L e FORMAGGIO, A. R. Relações entre parâmetros culturais e resposta espectral de cafezais. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 29, n.3, p.439-447, 1994.

HOFIERKA, J. & ŠŮRI, M. The solar radiation model for open source GIS: implementation and applications. In: **Proceedings of the Open source GIS – Grass users conference 2002 – Trento, Italy, 11-13 September 2002.**

KAUFMAN, J. Y & SENDRA, C. Algorithm for automatic atmospheric corrections to visible and near-IR satellite imagery, **International Journal of Remote Sensing**, v. 9 n.8, p. 1357 – 1381, 1998.

LAMBERTS, R; DUTRA, L e PEREIRA, F. O. R. **Eficiência energética na arquitetura**. São Paulo, SP, 99 p., 1997.

MOREIRA, M. A. Expansão direta para estimar áreas de soja e milho através de dados multiespectrais e temporais do Landsat/TM. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.26, n.10, p.1607-1613, 1991.

SWAIN H. P, DAVIS M. S. **Remote Sensing: The Quantitative Approach**, McGraw-Hill Int. Book Co., New York, 1978.

## CAPÍTULO 1

### EFEITO DO SOMBREAMENTO DO RELEVO E DA VARIAÇÃO DA LATITUDE NA SELEÇÃO DE IMAGENS LANDSAT TM E ETM+

#### RESUMO

Na aquisição de imagens, geralmente são escolhidas cenas com menor cobertura de nuvens a fim de evitar perda de informação espectral dos alvos. Contudo, no decorrer do processo de coleta de amostras de treinamento para classificação de imagens é comum deparar-se com áreas sombreadas. Esse fato assemelha-se ao mesmo problema de cenas que apresentam nuvens, visto que a informação espectral da classe “sombra” é a mesma em todas as bandas, contribuindo para maior correlação entre elas. Este problema tende a ser agravado em áreas de relevo montanhoso, devido a projeção das sombras no terreno. Para entender essa questão, foi simulado, sob mesmas condições de relevo, a variação do sombreamento em função do aumento da latitude. Desta forma, foram processados modelos de radiação solar direta para os dias e horário de passagem dos satélites Landsat TM e ETM+ no Hemisfério Sul. Verificou-se que, nas latitudes 30° S e 40° S, a perda de área da cena por sombreamento variou de 27% a 91% e as imagens podem ser adquiridas, preferencialmente, entre outubro a março. Nas latitudes 0° e 10°, a perda pode ser considerada desprezível, quando fixado um limiar mínimo de ocorrência em 10%. Com relação à radiação por faces de exposição solar, constatou-se que as faces Sul e Oeste receberam menor quantidade de iluminação ao longo do ano.

**Palavras-chave:** Radiação Solar Direta. Sombra de Relevo. Sensoriamento Remoto.

## CHAPTER 1

### RELIEF SHADING EFFECT IN LATITUDE REFER ON ACQUISITING LANDSAT TM AND ETM + IMAGES

#### ABSTRACT

When images acquisition choose up scenes with low cloud cover to prevent targets loss spectral information. But shaded areas appears especially in training samples collecting for supervised classification. This fact is similar to the clouds reported because "shadow" spectral information is the same in all bands. This problem in mountainous areas can be steep and conducive to greater coverage of this class due to higher projected shadows. To resolve this issue the same conditions of relief was simulated under the shading variation due to latitude increase. To this, were processed direct solar radiation models for the days and pass times Landsat TM and ETM+ in the Southern Hemisphere. Thus, it was found that 30° S and 40°S latitude the area shading goes loss from 27% to 91% one should images acquire between October and February. At 0° and 10° S latitudes loss can be negligible if a minimum threshold of occurrence be fix by 10%. In terms of exposure radiation for solar surfaces, it was found that south and west surfaces received less illumination throughout the year and in the higher latitude, it problem can be considered if the images are acquired during the equinoxes in noonday sun time.

**Keywords:** Direct Solar Radiation. Relief Shadow. Remote Sensing.

## 1. INTRODUÇÃO

O primeiro satélite Landsat foi lançado em 23 de junho de 1972, pela *National Aeronautics and Space Administration* (NASA). Desde então, os produtos Landsat têm evoluído em direção à maior resolução espacial e espectral (GAO, 2009). Embora os primeiros satélites não estejam mais em atividade, seus produtos são importantes em estudos que avaliam o comportamento multitemporal do uso e da cobertura da terra. Essas imagens estão disponíveis para *download* no site do *United States Geological Survey* (USGS) e do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), gratuitamente.

Nestes acervos digitais há cenas adquiridas tanto pelo pioneiro Landsat-1, do início da década de 1970, quanto pelo Landsat 5 e 7. Expressiva é a importância dessa série de satélites para estudos de monitoramento ambiental, recentemente foi lançada nova plataforma espacial denominada *Landsat Data Continuity Mission* (LDCM-Landsat 8), cujas imagens foram disponibilizadas aos usuários no final do mês de maio, do presente ano. O volume de dados disponibilizado permite acompanhar a evolução temporal de alvos e também a escolha, dentre as diversas cenas, daquelas que possuem a melhor qualidade visual para auxiliar nos processos de mapeamento e monitoramento do uso e cobertura da terra.

Normalmente, a análise da qualidade de uma cena é feita visualmente por meio da observação da presença de nuvens e fumaça, que podem tornar algumas áreas da imagem impróprias para a classificação. Porém, durante o processo de coleta de amostras de treinamento e validação da classificação de uma imagem se satélite o usuário acaba deparando com áreas que apresentam sombras do relevo, principalmente em regiões montanhosas.

Nestes locais, algumas faces de exposição do relevo não recebem a incidência direta da radiação solar, mudando as características da resposta espectral dos alvos ali presentes, e assim, acaba-se equivocadamente rotulando uma classe denominada “sombra”. O sombreamento topográfico é, percentualmente, o mesmo em todas as bandas ópticas de um sensor, aparecendo dominante em áreas de relevo acidentado com baixo ângulo de iluminação solar, o que aumenta o grau de correlação entre as bandas espectrais.

Nas áreas montanhosas do Hemisfério Sul, os produtos do Sensoriamento Remoto são influenciados pelo efeito do sombreamento das faces Sul e Oeste do relevo. Isso acaba ocasionando perda de informação sobre a correta proporção da distribuição das classes de uso/cobertura da terra, uma vez que torna-se necessário separar esse tipo de resposta espectral na classe “sombra”.

Em escala global, o gradiente de radiação solar é causado pela geometria da Terra e sua rotação ao redor do sol. Em escala local, a topografia é o fator que mais influencia a distribuição de radiação, que é modificada pela forma do terreno, inclinação e orientação da face, assim como das sombras formadas pelas feições vizinhas ao terreno (HOFIERKA & SURI, 2002).

Machado et al. (2010) observaram no mapeamento de café em áreas montanhosas na região da Zona da Mata de Minas Gerais que as classificações digitais apresentaram baixo índice de acerto devido à similaridade espectral das coberturas, principalmente entre o cafezal e a mata nativa, e ao efeito do sombreamento. Da mesma forma, Moreira et al. (2008; 2010) relataram problema semelhante, porém no Sul do Estado de Minas Gerais.

Ao estudar a resposta espectral da cultura do *citrus*, Covre (1989) constatou que as sombras do relevo dificultaram o processo de classificação visual de imagem do sensor orbital Landsat TM. Em diferentes áreas do Estado de Minas Gerais, Vieira et al. (2006) constataram que a posição do relevo e a quantidade de iluminação no terreno foram aspectos significativos na qualidade da classificação supervisionada, principalmente nas áreas montanhosas do Estado.

Neste contexto, objetivou-se estabelecer as melhores épocas do ano para aquisição de imagens de satélites, a partir de avaliações sob mesma condição de relevo, dos efeitos da posição geográfica (latitude), da face de exposição do relevo, da declividade e sua influência no sombreamento resultante no terreno.

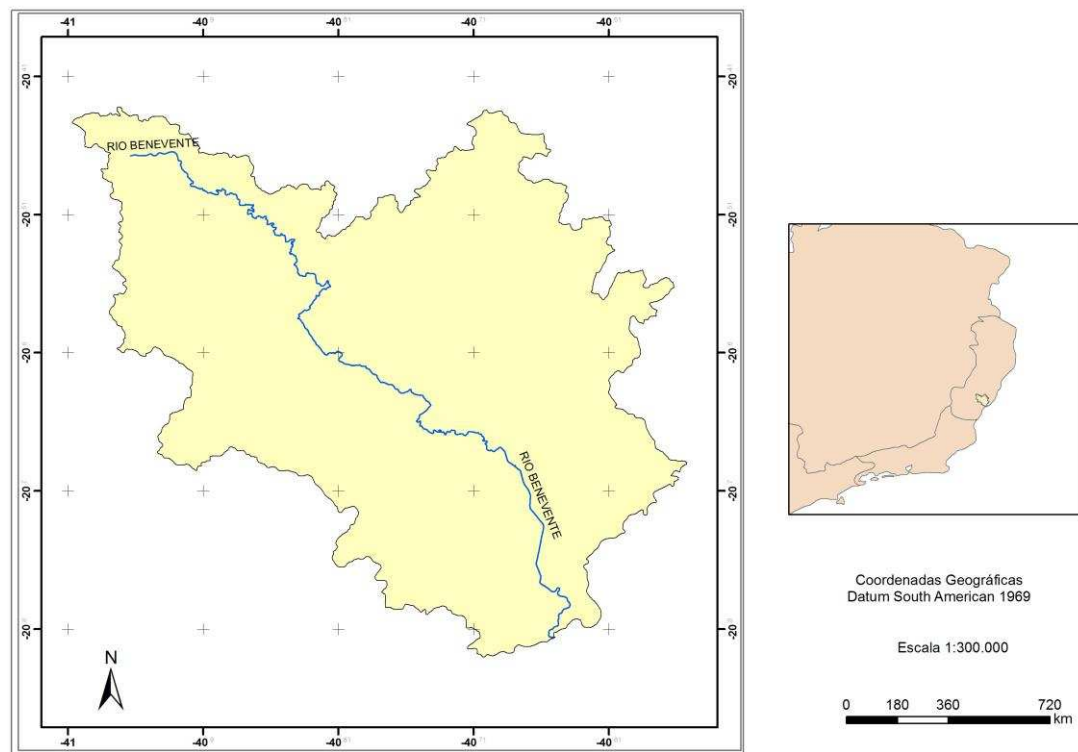
## **2. MATERIAL E MÉTODOS**

### **2.1 Área de Estudo**

A bacia do rio Benevente possui uma área de drenagem de 1090 km<sup>2</sup> e perímetro de 240 km e localiza-se ao Sul do Estado do Espírito Santo, onde abrange o município de Alfredo Chaves e parte dos municípios de Anchieta, Guarapari, Iconha e Piúma. Está localizada pelos meridianos 40° 33' e 41° 00' de Longitude Oeste e os paralelos 20° 26' e 20° 49' de Latitude Sul (Figura 1).

Na maior parte da bacia, a geologia é composta por rochas cristalinas do Escudo Brasileiro (Pré-Cambriano) que se apresentam sob a forma de cadeias de montanhas. O

restante da Bacia apresenta sedimentos Terciários do Grupo Barreiras e Quaternários como aluviões e sedimentos marinhos (RADAMBRASIL, 1983).



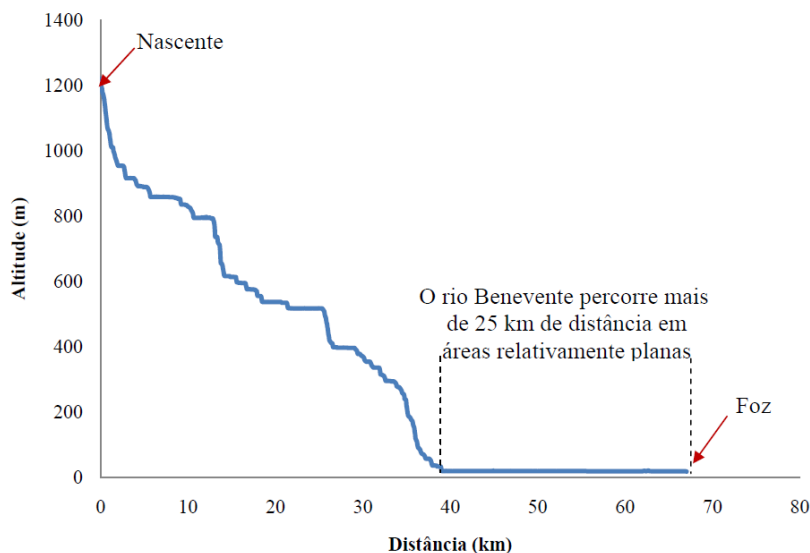
Fonte: IBGE, 1999.

**Figura 1. Mapa de localização da Bacia do rio Benevente, ES.**

Duas unidades geomorfológicas são características da área de estudo: o relevo serrano, que chega a atingir altitudes superiores a 1.000 m, e as baixadas litorâneas (Figura 2). A primeira apresenta áreas com diferentes graus de dissecação, desde fraco à fortemente dissecado, formado por rochas cristalinas que compõem o Escudo Cristalino Brasileiro e sedimentos do Grupo Barreiras (RADAMBRASIL, 1983). E a segunda, pelas áreas de planícies, constituídas por formações Quaternárias resultantes de sedimentos depositados pelo mar ou rio, através dos aluviões continentais. Caracterizam-se pelo relevo plano, cuja forma decorre das formações arenosas extensas. A área de estudo foi escolhida em função dessa diversidade de ambientes apresentado pela Bacia, representando grande parte dos tipos de relevo que ocorrem no país.

As formações vegetacionais são compostas pela Floresta Ombrófila Densa e Áreas de Formações Pioneiras que apresentam características peculiares e variam de acordo com o tipo de solo, clima, relevo, entre outros (RADAMBRASIL, 1983).

De forma geral, o clima predominante na parte superior da Bacia, de acordo com a classificação de Köppen, é o Tropical Úmido de Altitude, com influência marcante do relevo e da exposição das serras nas proximidades da nascente; o Tropical Úmido Típico é dominante nas faixas litorâneas (ALKIMIM, 2009).



**Figura 2. Perfil topográfico do curso do rio Benevente. Fonte: Alkimim ( 2009).**

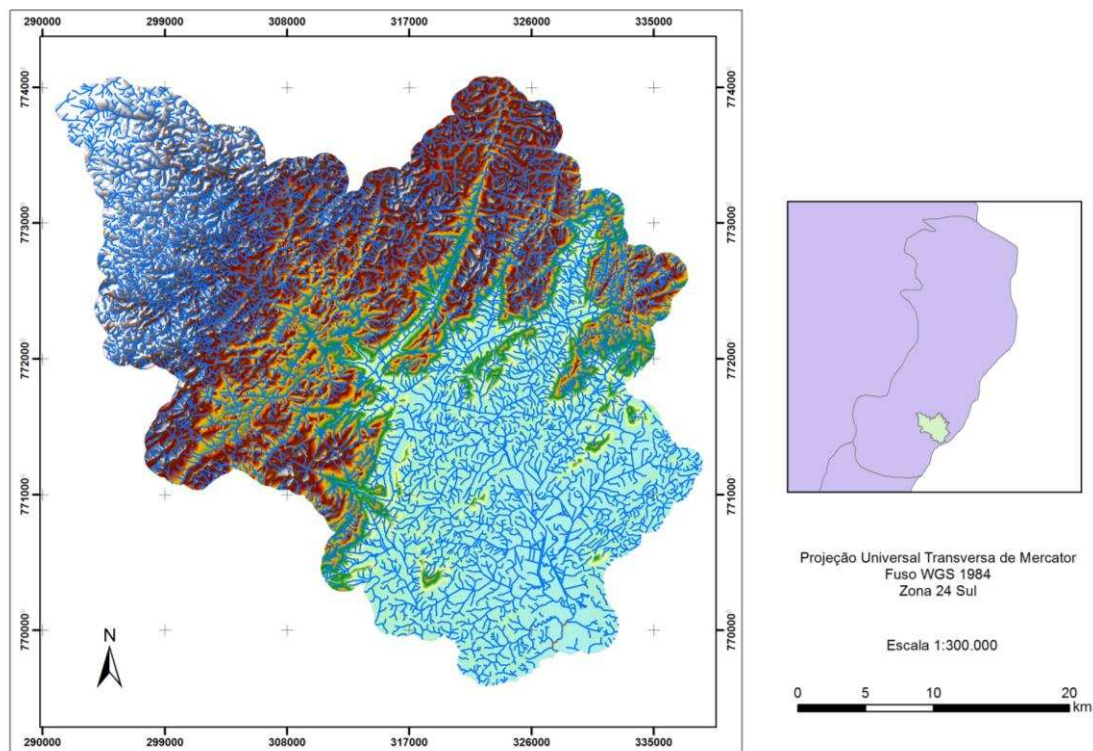
O índice pluviométrico é considerável para a região, com aumento regular de Sudeste para Noroeste, ou seja, da foz em direção às cabeceiras, oscilando entre 1.200 mm até 1.700 mm anuais, da parte baixa até a parte média da Bacia, podendo chegar até 2.000 mm na parte alta, e decresce levemente até o extremo Noroeste, em torno de 1.500 mm (IEMA, 2012).

O Modelo Digital de Elevação (MDE) produzido pelo *Shuttle Radar Topographic Mission* (SRTM), com resolução de 90 m, foi processado para a bacia hidrográfica do rio Benevente (Figura 3). Buscando obter uma representação visual mais refinada do relevo, o MDE foi interpolado para a resolução de 20 m utilizando o módulo *Topo to Raster* presente no ArcGis 10.1 (ESRI, 2011).

## 2.2 Determinação da radiação solar

A incidência de radiação solar global, direta, difusa e a sua duração (horas) foi calculada utilizando o módulo *Solar Analyst* presente no ArcGis 10.1 (ESRI, 2011). Para este cálculo, foram consideradas apenas 20 datas, quando foram registradas as passagens do satélite durante o ano de 2011 (Tabela 1). O processamento foi realizado apenas para o intervalo de tempo de 9:30 a 10:30 h (hora local), coincidente com o horário do imageamento.

A modelagem da radiação solar possui a latitude do centro da área como uma de suas variáveis mais importantes. No presente trabalho foram feitas simulações considerando diferentes latitudes para a localização da Bacia estudada, assumindo os seguintes valores : 0°; 10° S; 20° S; 30° S e 40° S, num total de 100 modelos (20 dias x 5 latitudes).



**Figura 3. Modelo Digital de Elevação utilizando o interpolador Topo to Raster, com célula de 20 m. Fonte: IBGE, 1999; NASA, 2012.**

**Tabela 1. Datas de passagem do satélite Landsat durante o ano de 2011, disponíveis no acervo USGS e os respectivos sensores de observação da Terra correspondentes**

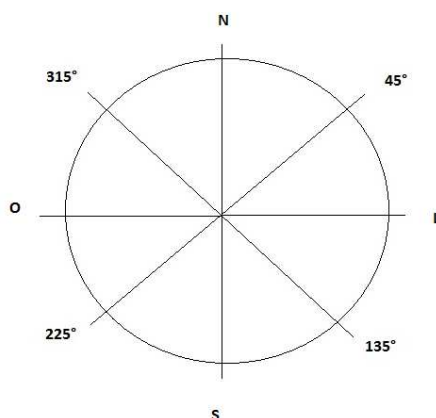
Data de passagem do satélite			
18/01 ETM+ (SV)	24/04 ETM +	19/06 TM (SI)	07/09 TM
03/02 ETM+	02/05 TM	27/06 ETM +	15/09 ETM +
19/02 ETM +	10/05 ETM +	13/07 ETM +	23/09 TM (EP)
08/04 ETM + (EO)	18/05 TM	29/07 ETM +	09/10 TM
16/04 TM	26/05 ETM	14/08 ETM +	10/11 TM

ETM+ = Enhanced Thematic Mapper; EO = Equinócio de outono; TM = Thematic Mapper; SI = Solstício de inverno; SV = Solstício de verão; e EP = Equinócio de primavera.

### 2.3 Determinação das faces de exposição do relevo à radiação solar

O aspecto identificou as faces de exposição do relevo à radiação solar (BURROUGH; McDONNELL, 1998). Foram consideradas oito direções nas faces de exposição, identificadas pelas principais coordenadas geográficas e suas subdivisões (Norte, Sul, Leste, Oeste, Nordeste, Sudeste, Sudoeste e Noroeste) processadas em graus com valores variando entre 0 – 360, sendo o Norte considerado como 0 de azimute cartográfico (Figura 4). Para as feições planas do relevo foi atribuído o valor de -1, totalizando assim, ao final, nove direções.

Para facilitar a apresentação dos resultados, os dados foram reclassificados e convertidos para as cinco principais faces de exposição utilizadas (Tabela 2). Esse arquivo foi utilizado juntamente com os arquivos de radiação solar direta por latitude, para obtenção da porcentagem de área alterada por sombra. Esses dados foram obtidos no módulo *Spatial Analyst Tools* do software ArcGis 10.1.



**Figura 4. Direções das faces de exposição do relevo à radiação solar representada pelas coordenadas geográficas e suas principais subdivisões, em ângulos no terreno.**

**Tabela 2. Classificação das principais faces de exposição solar associada aos quadrantes representados pelos ângulos das coordenadas geográficas**

Posição anterior	Ângulo	Direção da radiação	ID - Classe	ID - Reclassificado
Plano	-1	Plano	1	0
NO, N e NE	315° - 45°	Norte	2	1
NE, L e SE	45° - 135°	Leste	4	2
SE, S e SO	135° - 225°	Sul	6	3
SO, O e NO	225° - 315°	Oeste	8	4

N = Norte; NE = Nordeste; L = Leste; NO = Noroeste; S = Sul; SE = Sudeste; O = Oeste; SO = Sudoeste.

## **2.4 Classificação Supervisionada**

Foi utilizada uma classificação supervisionada pelo algoritmo de máxima verossimilhança (Maxver) da imagem temática do sensor Landsat TM de 31/05/2010 para a área da Bacia do rio Benevente, com a combinação das bandas 3, 4 e 5. O resultado do índice kappa condicional para a classe sombra foi de 0,98. Objetivou-se com este procedimento mapear áreas que apresentaram sombreamento devido ao relevo na imagem de satélite.

## **2.5 Determinação das áreas sombreadas**

Os arquivos com os dados de radiação solar direta (Radir) foram sobrepostos à imagem classificada como sombra para obtenção do valor médio dessa variável nas áreas sombreadas. Em seguida, os dados de Radir foram reclassificados em seis classes em ordem decrescente de sombreamento, sendo somente a classe 1 correspondente a sombra. As demais classes receberam radiação direta em níveis crescentes. Os valores de Radir foram novamente reclassificados em dois intervalos, separando os dados em sombra (classe 1) e iluminada (classe 2). Esse processamento foi realizado para as cinco latitudes consideradas.

Para obtenção da quantidade de Radir em cada face de exposição solar do relevo foi utilizado o mesmo princípio, ou seja, os arquivos de radiação foram sobrepostos ao arquivo “aspecto” e, em seguida tabulados, o que permitiu identificar quais faces receberam maior ou menor incidência de Radir em função da latitude.

A radiação também foi avaliada por faces de exposição nas declividades, a partir de imagens com data de passagem aproximada às datas dos equinócios e solstícios, em virtude da maior iluminação nessas posições. Para esta etapa foram consideradas apenas as latitudes 0°, 20° S e 40° S.

## **3. RESULTADOS E DISCUSSÃO**

Na Tabela 3 encontram-se os valores máximos de radiação solar direta em MJ m<sup>-2</sup> para as latitudes e datas de passagem do satélite considerados neste estudo. Os dados encontrados estão de acordo com a teoria do movimento aparente do sol (FROTA, 2004; BARRETO, 2008) na qual é citado que, à medida que há afastamento da linha do Equador, ocorre diminuição da radiação máxima, principalmente no período compreendido entre maio a

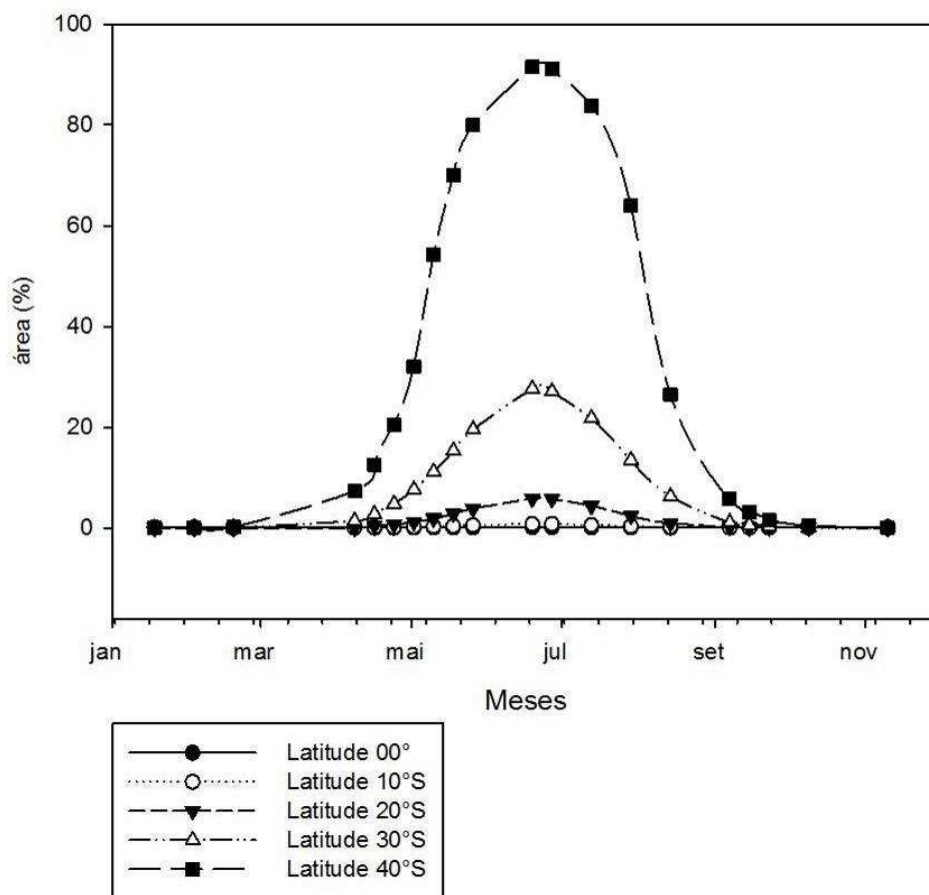
agosto, sendo que neste estudo os menores valores foram alcançados no solstício de inverno do Hemisfério Sul, quando a Radir, para a latitude 40° S correspondeu a 35% do valor estimado para o mesmo terreno situado na latitude 0° (Equador).

**Tabela 3 - Valores máximos de radiação solar direta (MJ m<sup>-2</sup>) nas diferentes datas de passagem do satélite e latitudes do Hemisfério Sul para o horário local de 9:30 - 10:30 h**

Data	Latitude				
	00°	10° S	20° S	30° S	40° S
18/jan SV	2.43	2.55	2.60	2.59	2.48
03/fev	2.48	2.56	2.59	2.56	2.40
19/fev	2.52	2.57	2.56	2.48	2.29
08/abr EO	2.54	2.45	2.58	2.06	1.73
16/abr	2.52	2.40	2.21	1.98	1.60
24/abr	2.49	2.36	2.15	1.88	1.46
02/mai	2.45	2.30	2.09	1.78	1.32
10/mai	2.41	2.26	2.03	1.69	1.18
18/mai	2.37	2.22	1.97	1.60	1.06
26/mai	2.36	2.19	1.92	1.53	0.97
19/jun SI	2.33	2.14	1.84	1.42	0.82
27/jun	2.33	2.14	1.85	1.42	0.83
13/jul	2.35	2.18	1.90	1.50	0.92
29/jul	2.39	2.24	2.00	1.64	1.11
14/ago	2.47	2.33	2.12	1.83	1.38
07/set	2.54	2.47	2.31	2.10	1.79
15/set	2.55	2.51	2.37	2.18	1.90
23/set EP	2.55	2.54	2.43	2.25	2.01
09/out	2.54	2.57	2.53	2.39	2.19
10/nov	2.46	2.56	2.59	2.56	2.42

SV = solstício de verão; EO = equinócio de outono; SI = solstício de inverno e EP = equinócio de primavera

Na Figura 3 está representado o percentual de áreas sombreadas em função da latitude e da época do ano. A ocorrência da sombra de relevo foi mais acentuada para a latitude 40° S. O maior valor de sombreamento alcançado foi 91% da área total da bacia e a imagem foi referente ao solstício de inverno (19/06). Nessa época do ano, o sol encontra-se mais afastado do Equador com incidência direta sobre o Trópico de Câncer, período em que o ângulo de elevação solar atinge valores mínimos (solstício de inverno no Hemisfério Sul), aumentando o sombreamento.



**Figura 3. Áreas sombreadas do relevo, em %, em função do período do ano e da latitude.**

Nas áreas representadas pelas latitudes 0° e 10° S, houve sombreamento mínimo, de 0,13% e 0,77% respectivamente. Isso mostrou que mesmo quando a radiação solar direta incidiu sobre o Hemisfério Norte, a proximidade geográfica com suas correspondentes latitudes positivas pode ter exercido influência nestas áreas. Sendo assim, nestas latitudes não existe restrição temporal para aquisição de cenas, que podem ser adquiridas ao longo do ano.

A partir da latitude 20° S, notou-se que a abrangência da concentração de áreas sombreadas ocorreu no período de abril a agosto, onde os raios solares que incidiram sobre o Hemisfério oposto não mais conseguiram atingir significativamente o terreno, devido o fato de percorrerem maior distância na atmosfera para incidirem no terreno. Isso causa maior espalhamento e ângulo de inclinação, reduzindo a intensidade de radiação incidente nestas superfícies, ao contrário do comportamento registrado para as latitudes mencionadas anteriormente.

Deste modo, o percentual de área sombreada aumenta a medida que a latitude também aumenta, sendo que a latitude 40° S configurou o pior cenário de perda de área com

informação espectral. Na latitude 20° S, essa perda chegou a, no máximo, 8% e na latitude 30° S, se aproximou de 30%. A grande diferença observada entre o intervalo de latitudes 30° S e 40° S deve-se ao aumento da projeção de sombras com o aumento da latitude, relacionado à distância percorrida pelos raios solares na atmosfera. Nessas áreas, portanto, o ideal é que as imagens sejam adquiridas entre setembro e março.

No que concerne às faces de exposição solar e sua relação com a Radir (Figura 4), os resultados apresentaram que as vertentes com encostas voltadas para as direções Norte e Leste receberam radiação solar direta durante todo o período analisado, até a latitude 30° S. Essa observação decorre do movimento aparente do sol, ao longo do dia, que se dá no sentido de Leste (nascente) para o Oeste (ocaso), garantindo iluminação aos topos de áreas mais elevadas, bem como nas encostas que apresentam faces voltadas nessa direção.

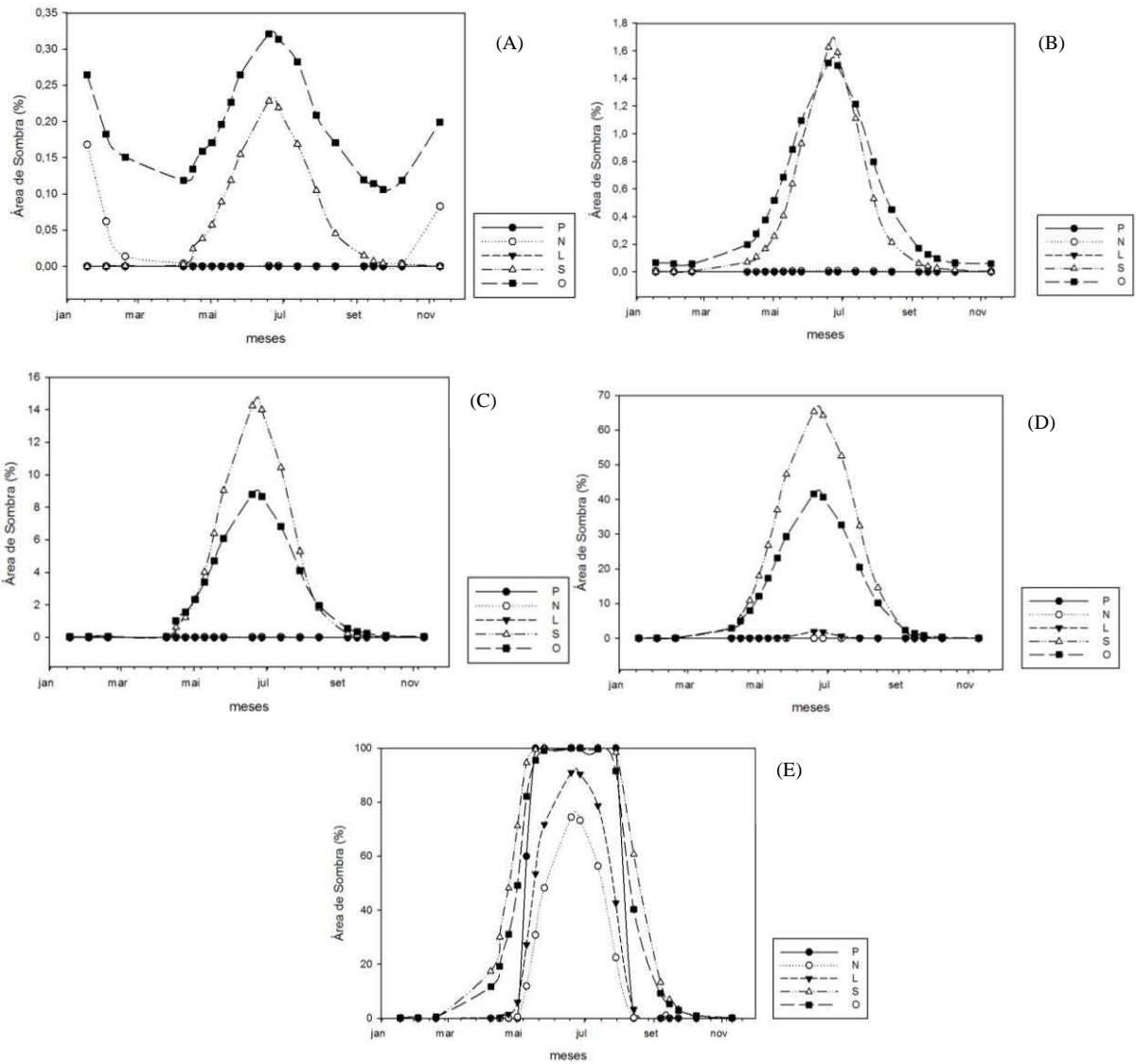
As encostas voltadas para as faces Sul e Oeste apresentaram níveis de sombreamento crescentes à medida que houve afastamento da linha do Equador. Acredita-se que estes resultados sejam oriundos principalmente do horário em que o satélite faz o imageamento das cenas, por volta das 10:00 h. Este mesmo resultado também foi obtido por Ferreira et al., (2012) na Zona da Mata Mineira, onde, ao longo do ano, as encostas das montanhas com face de exposição voltadas para o Sul, receberam menor incidência de radiação solar direta, permanecendo sombreadas por um período de tempo prolongado no decorrer do ano, enquanto que as encostas das montanhas voltadas para o Norte receberam, ao longo do ano, maior incidência de Radir.

Nas altas latitudes, o ângulo de elevação solar diminui fazendo com que morros e montanhas presentes no terreno apresentem a face Leste iluminada e a face Oeste sombreada no momento em que o sensor registra a quantidade de radiação do terreno para formar a imagem. Talvez esse problema pudesse ser minimizado caso a hora de passagem do satélite se aproximasse de 12:00 h local, maximizando o ângulo de elevação solar.

De modo geral, até a latitude 10° S (Figura 4 A e B), o sombreamento provocado pelo relevo foi menor que 2% e pode ser considerado desprezível. Para a latitude 20° S (Figura 4 C), o sombreamento no mês de julho chegou a 14% nas encostas com orientação Sul, evoluindo para 65% na latitude 30° S (Figura 4 D) e 100% na latitude 40° S (Figura 4 E).

Arbitrando o limite de 10% de sombreamento, pôde-se observar que até a latitude 10° S a obtenção de imagens pode ser feita durante todo o ano. Para a latitude 20° S, o período ideal para aquisição de imagens estende-se entre setembro a maio, podendo ser adquiridas 11 imagens, das 20 disponíveis no período. Na latitude 30° S, este período variou de setembro a

março, resultando na aquisição de oito imagens. Para a latitude de 40° S, houve redução no período, podendo-se observar que os meses de outubro a fevereiro mostraram valores dentro do limite estipulado, resultando, assim, na possibilidade de aquisição de apenas cinco imagens com menor efeito de sombreamento (Tabela 4).

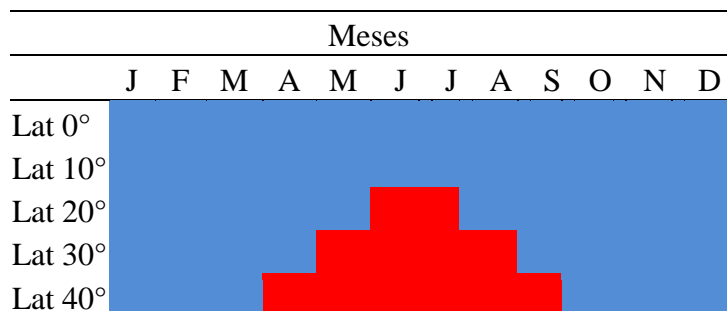


**Figura 4. Distribuição de Radir por faces de orientação do relevo, nas latitudes avaliadas: (A) 0°; (B) 10° S; (C) 20° S; (D) 30° S e (E) 40° S. P = Plano; N = Norte; L = Leste; S = Sul e O = Oeste.**

A quantidade de iluminação solar que incide sobre o terreno é crucial para os produtos do Sensoriamento Remoto, sendo importante identificar melhores épocas para obtenção de imagens, principalmente nas altas latitudes que apresentam relevo acidentado. Pensando nesse problema Schaeppman-Strub et al., (2006) compararam os dois hemisférios e o ângulo zenital e encontraram maiores discrepâncias na quantidade de iluminação solar nos curtos intervalos de

comprimento de onda, correspondentes às bandas do visível e infravermelho próximo, apresentando diferenças nas condições de iluminação difusa e direta no terreno.

**Tabela 4. Meses indicados para aquisição de imagens, considerando limiar de perda por sombras até 10% da cena.**



Aumentando uma variável aos dados de radiação por faces de exposição, soma-se a declividade (Figura 5). Estes dados permitiram compreender porque há maior quantidade de sombras em declividades superiores a 45%. Essas áreas estão localizadas nas encostas com face voltada para Sul e Oeste. Os resultados corroboram com o trabalho de Honkavaara et al. (2012) que afirmaram que a quantidade de iluminação solar nas regiões montanhosas é fator decisivo para diversas aplicações em Sensoriamento Remoto.

Na imagem referente a 18 de janeiro, nas latitudes 0°, 20° S e 40° S (Figura 5 A, B, C), a maior perda de área por sombreamento foi observada nas faces Norte e Oeste, em declividades superiores a 45%. Embora o sol não esteja incidindo diretamente sobre essa área, nessa data, o sombreamento do relevo foi causado pela posição e face em que o relevo se encontrava e não pela quantidade de radiação, já que no Equador foi comprovado que a incidência é quase constante durante todo o ano.

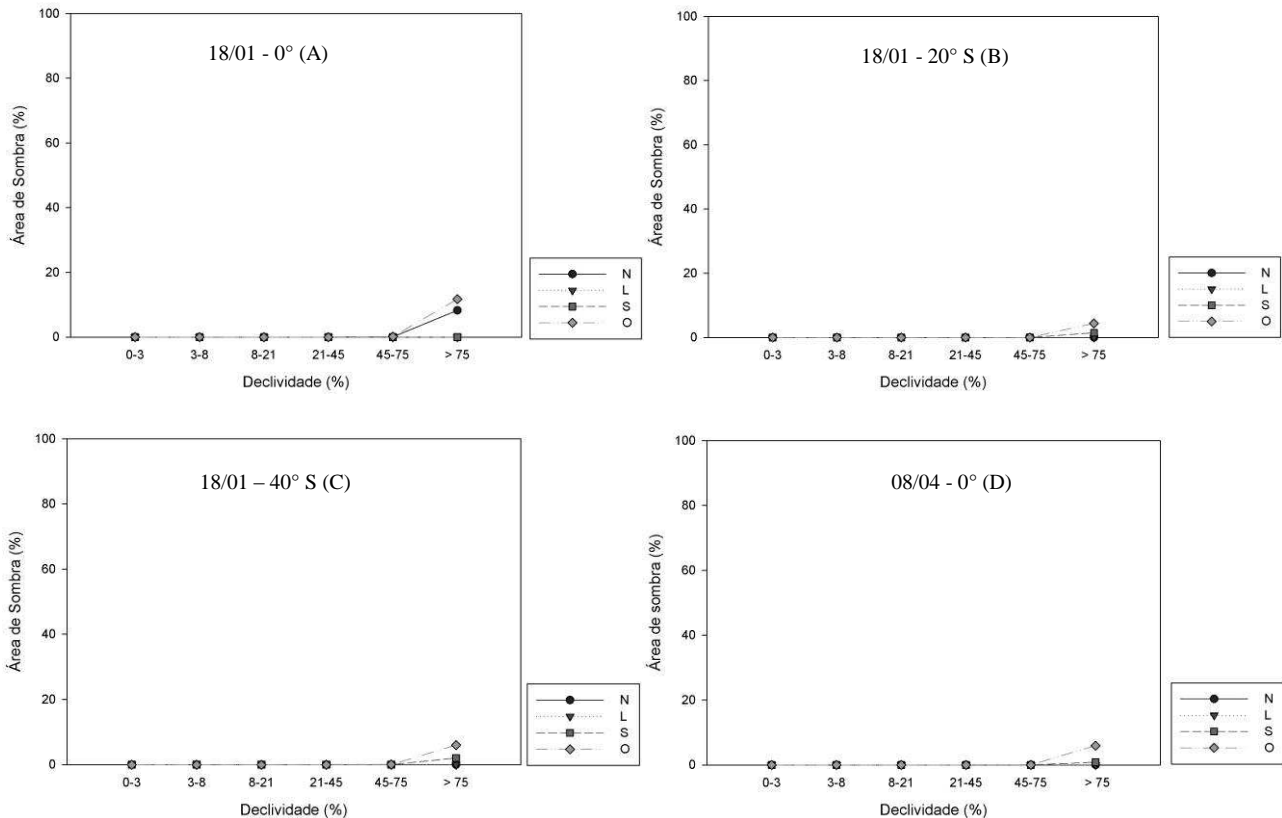
Em data próximo ao equinócio de primavera, 08 de abril (Figura 5 D, E, F), a perda mais significativa de informação por sombras foi na Latitude 40° S (Figura 5 F), chegando ao máximo de 52% a 77% na face Sul e de 39% a 68% na face Oeste, ambos para as declividades forte ondulado e escarpado, respectivamente. A projeção de sombras para as faces Sul e Oeste começaram a se concentrar mais, devido ao afastamento do sol para o Hemisfério Norte, passando a abranger também encostas menos íngremes, como as da classe 8-21%.

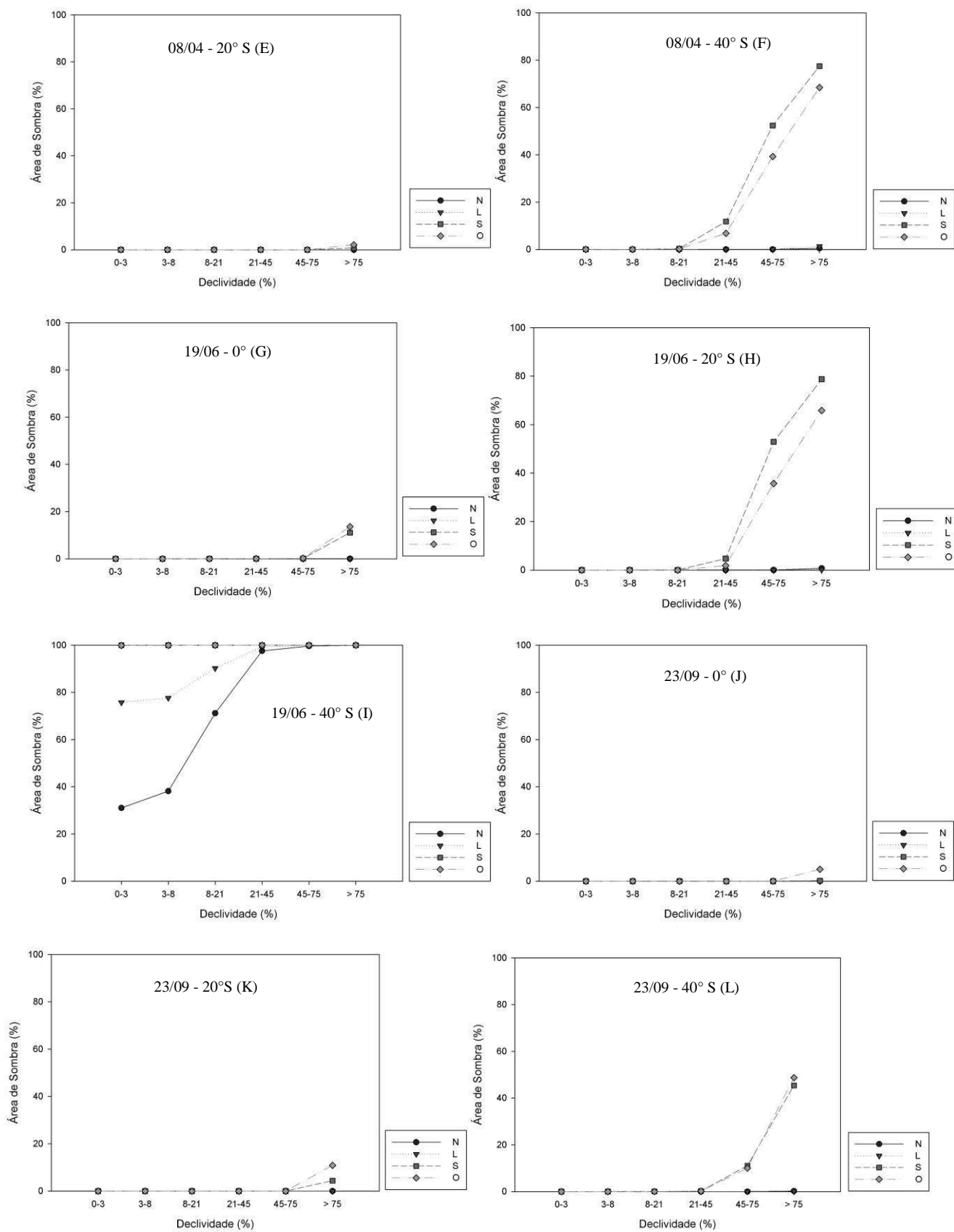
O mês de junho foi caracterizado por configurar uma complexa situação para a questão do sombreamento no Hemisfério Sul, devido ao solstício de inverno. Nesta circunstância, a duração da noite é maior que a do dia e o sol encontra-se em seu máximo afastamento. Aliado

à baixa luminosidade, há favorecimento da concentração de sombras nesse período, que se apresentaram com projeção maior, uma vez que os raios passam a atingir obliquamente o terreno.

Assim, para a imagem de 19/06/2011 (Figura 5 G, H, I), só não houve perda significativa de área por sombreamento no Equador. Nas latitudes 20° S e 40° S, houve maior projeção de sombras na imagem e, conseqüentemente, maior perda de informação espectral dos alvos no terreno. Contudo, o sombreamento na latitude 40° S (Figura 5 I) constituiu o cenário de maior perda, uma vez que todas as faces de exposição do relevo tiveram sombreamento máximo em todas as declividades.

O equinócio de primavera no Hemisfério Sul (Figura 5 J, K, L), ocasião em que dias e noites possuem a mesma duração, registrou áreas pouco sombreadas no Equador e na latitude 20° S. Porém, na latitude 40° S (Figura 5 L) houve sombreamento de 45% e 49% nas faces Sul e Oeste, respectivamente, para as declividades escarpadas. As sombras que se apresentaram nessa época podem ser em função da projeção e, assim, apresentam-se mais abrangentes do que se fossem obtidas em horário com menor ângulo zenital.





**Figura 5. Evolução do sombreamento por faces de exposição e declividade em datas aproximadas aos solstícios e equinócios. A, B e C = 18/01 nas latitudes 0°, 20° S e 40° S, respectivamente; D, E e F = 08/04 nas latitudes 0°, 20° S e 40° S, respectivamente; G, H e**

**I = 19/06 nas latitudes 0°, 20° S e 40° S, respectivamente ; J, K e L = 23/09 nas latitudes 0, 20° S e 40° S, respectivamente.**

#### **4. CONCLUSÕES**

A partir da latitude 20° S, deve-se evitar a escolha de imagens no período do inverno, visto que estas apresentarão modificação da resposta espectral dos alvos da superfície, devido ao sombreamento provocado pelo relevo, principalmente nas áreas montanhosas.

Deve ser evitado também o uso de imagens para fins de classificação do uso e cobertura da terra imageadas durante o solstício de inverno, principalmente para latitudes superiores a 40° S.

Poderia haver redução na perda de informação espectral, de modo a diminuir o efeito do sombreamento nas altas latitudes, se a passagem do Landsat em datas próximas aos equinócios e solstícios ocorresse em horário “alternativo”, em torno de 12:00 h.

#### **REFERÊNCIAS**

ALKIMIM, A. F. **Geoambientes, morfometria e solos da Bacia do rio Benevente, ES.** 2009. 109f. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, 2009.

BARRETO, E. J. F. (Coord.). **Sistemas híbridos: soluções energéticas para a Amazônia.** Ministério das Minas e Energia. Brasília, DF: 2008. 397p.

BURROUGH, P.A.; McDONNELL, R. A. **Principles of geographical information systems.** New York: Oxford University Press, 1998. 34p.

COVRE, M. R. **Influência de parâmetros culturais de citrus sobre os dados TM/Landsat.** 1989. 241f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, SP, 1989.

ESRI. Environmental Systems Reserach Institute. ArcGis. **Professional GIS for the desktop,** versão 10.1 CA, 2011.

FERREIRA, W. P. M.; RIBEIRO, M. F.; FERNANDES FILHO, E. I.; SOUZA, C.F.; CASTRO, C. C. R. As características térmicas das faces noruega e soalheira como fatores determinantes do clima para a cafeicultura de montanha. Brasília, DF: Embrapa, 2012. 34 p. (Documentos / EmbrapaCafé; 10). Disponível em: <<http://www.sapc.embrapa.br/index.php/documentos>>. Acesso em: 12/04/2013.

FROTA, A. B. **Geometria da insolação.** São Paulo: Geros, 2004. 289p.

GAO, J. **Digital analysis of remotely sensed imagery**. New York: The MacGraw-Hill Company, 2009. 645p.

HOFIERKA, J. & ŠŮRI, M. The solar radiation model for open source GIS: implementation and applications. In: **Proceedings of the Open source GIS – Grass users conference 2002 – Trento, Italy, 11-13 September 2002**.

HONKAVAARA, E.; MARKELIN, L.; ROSNELL, T.; NURMINEN, K. Influence of solar elevation in radiometric and geometric performance of multispectral photogrammetry. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 67, p.13-26, 2012.

IEMA - Instituto Estadual do Meio Ambiente do Estado do Espírito SANTO. **As águas do Rio Benevente**. Disponível em: <<http://www.iema.es.gov.br>>. Acesso em: 03 dez. 2012.

MACHADO, M. L.; ALVES, H. M. R.; VIEIRA, T. G. C.; FERNANDES FILHO, E. I.; LACERDA, M. P. C. Mapeamento de áreas cafeeiras (*Coffea arabica* L.) da Zona da Mata mineira usando Sensoriamento Remoto. **Coffee Science**, Lavras, v. 5, n. 2, p. 113-122, 2010.

MOREIRA, M. A.; BARROS, M. A.; RUDORFF, B. F. T. Geotecnologias no mapeamento da cultura do café em escala municipal. **Sociedade & Natureza**, Uberlândia, v. 20, n. 1, p. 101-110, 2008.

MOREIRA, M. A.; RUDORFF, B. F. T.; BARROS, M. A.; FARIA, V. G. C.; ADAMI, M. Geotecnologias para mapear lavouras de café nos Estados de Minas Gerais e São Paulo. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 30, n. 6, p.1123-1135, 2010.

SCHAEPMAN-STRUB, G.; SCHAEPMAN, M. E.; PAINTER, T. H.; DANGEL, S.; MARTONCHIK, J. C. Reflectance quantities in optical remote sensing - definitions and case studies. **Remote sensing of environment**, v. 103, n. 1, p. 27-42, 2006.

SILVA, V.A. M. **Influência da cobertura do céu na estimativa de radiação solar utilizando modelo digital de elevação**. 2011. 56f. Dissertação (Mestrado em Física Ambiental) - Universidade Federal do Mato Grosso, Cuiabá, MT, 2011.

VIEIRA, T. G. C.; ALVES, H. M.; LACERDA, M. P. C.; VEIGA, R. D.; EPIPHANIO, J. C. N. Crop parameters and spectral response of coffee (*Coffea arabica* L.) areas within the state of Minas Gerais, Brazil. **Coffee Science**, Lavras, v. 1, n. 2, p. 111-118, 2006.

## CAPÍTULO 2

### SELEÇÃO DE BANDAS EM IMAGENS LANDSAT TM UTILIZANDO TÉCNICA DE MINERAÇÃO DE DADOS

#### RESUMO

Os mapeamentos de uso e cobertura da terra estiveram durante muito tempo atrelados aos levantamentos de campo ou fotografias aéreas. O advento do Sensoriamento Remoto orbital permitiu difundir esses mapeamentos. Desde então, as imagens de satélite vêm sendo processadas de forma automática, utilizando algoritmos, responsáveis pelo reconhecimento dos objetos do mundo real em classes de uso e cobertura. Entre os classificadores utilizados, destaca-se o Maxver. A maior parte dos trabalhos de classificação de imagens não explora a potencialidade das bandas espectrais no incremento da classificação. Desse modo, optou-se trabalhar com mineração de dados, uma técnica exploratória que analisa um grande conjunto de dados buscando estabelecer padrões entre eles. Esta técnica foi utilizada para verificar se existem combinações de bandas que agregam melhor resultado final na classificação, além das tradicionais 2,3,4 e 3,4,5, para o satélite Landsat. Foram analisadas duas imagens deste satélite, de 31/05/2010 e de 07/09/2011. As amostras de treinamento e validação foram coletadas por meio de uma grade aleatória de pontos irregular. Além das seis bandas espectrais reflectivas do referido sensor, foram utilizadas três componentes principais e o índice NDVI, totalizando 10 bandas que, combinadas entre si, resultaram em 1.023 classificações para cada imagem. Foram utilizados os índices de separabilidade Jeffries Matusita e Bhattacharya. A exatidão da classificação foi analisada pelo índice kappa e as diferenças estatísticas pelo teste z. O maior índice kappa obtido para a imagem LTM05/2010 foi de 0,90 com a combinação 235610 e para a LTM09/2011, obteve-se kappa de 0,88 na combinação 2358910. Das 1.023 combinações processadas, até a 800ª o kappa se manteve acima de 0,80 para as duas imagens. As componentes principais e o índice de vegetação NDVI proporcionaram incremento no kappa. O NDVI apareceu em todas as combinações com kappas altos. As classificações que apresentaram bons resultados tinham pelo menos uma banda do visível, uma do infra-vermelho, uma de componente principal e o NDVI.

**Palavras-Chave:** Classificação de Imagens; Maxver; Uso e Cobertura da Terra.

## CHAPTER 2

### BANDAS SELECTION IN LANDSAT TM IMAGES USING DATA MINING TECHNIQUE

#### ABSTRACT

The mappings of use and land cover have long been tied to field surveys or aerial photographs. The advent of remote sensing orbital allowed to spread these mappings. Since then, the satellite images are being processed automatically, using algorithms, responsible for the recognition of real world objects into classes of usage and coverage. Among the classifiers used, highlight the Maxver. Most works of image classification does not exploit the potential of spectral bands in the increase of the classification. Thus, we chose to work with data mining an exploratory technique that analyzes a large data set in order to establish patterns between them. This technique was used to check for combinations of bands that add better result in the classification, in addition to traditional 2,3,4 and 3,4,5 for the Landsat satellite. We analyzed two images of this satellite of 31/05/2010 and 07/09/2011. The training and validation samples were collected through a random grid of points irregularly. Besides the six spectral bands of said reflective sensor used three main components, and the index NDVI, totaling 10 bands combined together, resulting in 1023 rankings for each image. Indices were used separability Jeffries Matusita and Bhattacharya. The classification accuracy was assessed by kappa statistics and differences by z test. The highest kappa obtained for the image LTM05/2010 was 0.90 with combination 235610 and the LTM09/2011, obteu up kappa of 0.88 in combination 2358910. 1,023 combinations of processed until the 800th kappa was above 0.80 for the two images. The main components and the vegetation index NDVI provided increase in kappa. The NDVI appeared in all combinations with high kappas. The ratings showed that good results had at least one visible band, one of the infrared, one principal component and NDVI .

**Key-Words:** Image Classification; Maxver; Land Use.

## 1. INTRODUÇÃO

O uso e a cobertura da terra sofrem constantes mudanças com o passar do tempo. As plantas, por exemplo, apresentam diferentes fases em sua dinâmica bioquímica e molecular nos diversos estádios de crescimento. Fenômenos naturais como incêndios podem causar mudanças drásticas na distribuição das comunidades vegetais. Geleiras tendem a recuar, mudando a margem dos oceanos. A ação antrópica também modifica a paisagem, como a criação de barragens, implantação de pastos ou culturas agrícolas, dentre outras (MAYANAUX et al., 2008).

Há alguns anos atrás, os mapeamentos do uso e da cobertura da terra estavam restritos à disponibilidade de materiais oriundos de levantamentos de campo ou fotografias aéreas. Com o advento dos satélites de observação da Terra, esta limitação foi superada e, mais precisamente, desde a década de 1970, as técnicas de Sensoriamento Remoto vêm sendo aplicadas com sucesso em levantamentos de escala local, nacional, continental e global (MAYANAUX et al., 2008).

Com a utilização de imagens digitais, os mapeamentos têm sido feitos de forma automática, a partir de algoritmos de classificação supervisionada e não supervisionada. O processo de classificação supervisionada de uma imagem se dá a partir de algoritmos computacionais, utilizando amostras de treinamento, as quais contêm as características espectrais dos vários usos em locais representativos da imagem. A abordagem não supervisionada não envolve o processo de coleta de amostras de treinamento e os dados da imagem são agregados em grupos com características espectrais semelhantes, denominados cluster (LILLESAND et al., 2004).

O processo de classificação supervisionada ocorre em duas fases. Na primeira, há o reconhecimento dos objetos da cena, como florestas, corpos d'água, pastos e outros tipos de cobertura da terra, dependendo da escala geográfica, das características espectrais da imagem e do objeto de estudo em questão. A segunda etapa consiste na identificação dos pixels a serem identificados num conjunto de classes, estando intrinsecamente relacionada ao processo de tomada de decisão, pois envolve características espectrais da imagem utilizada e do número de classes (MATHER; KOCH, 2011). Entre os classificadores utilizados, destaca-se o algoritmo de classificação supervisionada Maxver (Máxima Verossimilhança).

A mineração de dados é definida como o processo de descoberta de padrões em dados. O processo deve ser automático ou semiautomático. Os padrões descobertos devem ser

significativos pois apresentam uma resposta ou tendência sobre o extenso conjunto de dados analisado (WITTEN & FRANK, 2005).

Recentemente, a técnica de mineração de dados têm sido empregada nos trabalhos de classificação de imagens, de forma a se obter melhores resultados de acurácia entre  $n$  classificadores existentes, como bayesianos, árvores de decisão, aprendizado de máquina e redes neurais artificiais, dentre outros (BOULILA et al., 2011; NAIDOO et al., 2012; VIEIRA et al., 2012; SCHNEIDER, 2012; ZHOU et al., 2013). Porém, até o momento, pouco têm-se produzido na literatura trabalhos envolvendo mineração de dados para avaliar combinações de bandas espectrais, índices de vegetação e componentes principais em trabalhos de classificação de imagens.

Diante do exposto, o objetivo deste trabalho consistiu em utilizar a mineração de dados para classificar todas as possíveis combinações entre bandas espectrais de imagens do sensor Landsat TM, três primeiras componentes principais e o índice de vegetação NDVI, de forma a obter o melhor resultado, em termos de índice de exatidão, para duas imagens distintas.

## **2. MATERIAL E MÉTODOS**

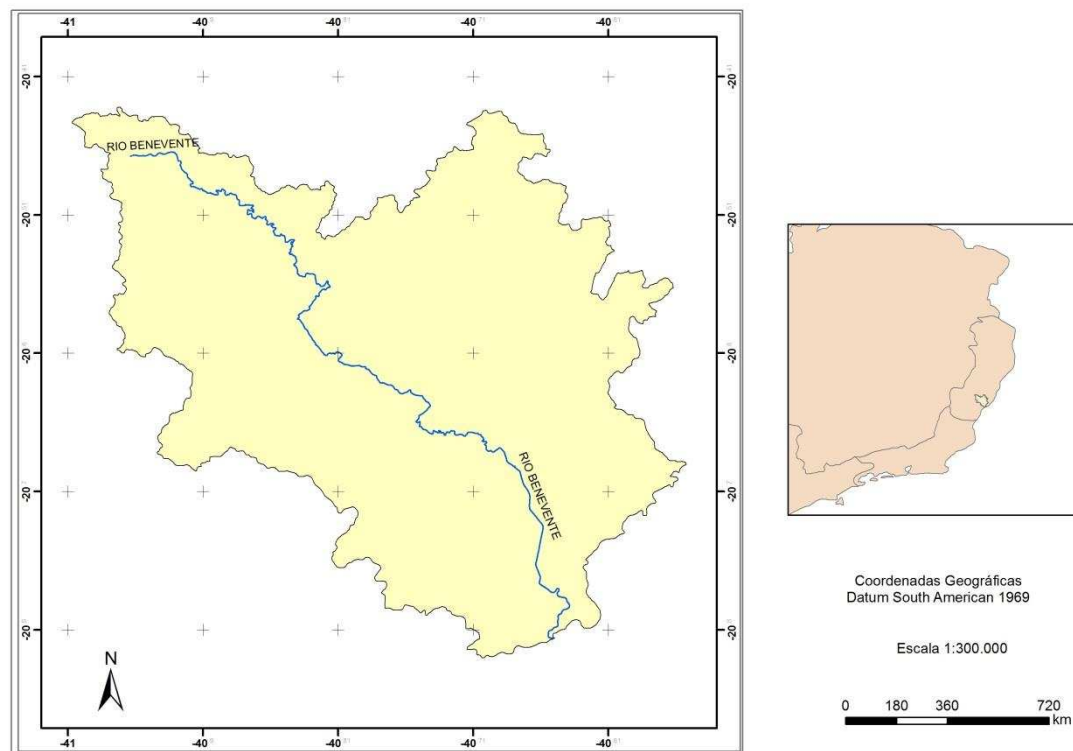
### **2.1 Área de Estudo**

A bacia do rio Benevente possui uma área de drenagem de 1090 km<sup>2</sup> e perímetro de 240 km e localiza-se ao Sul do Estado do Espírito Santo, onde abrange o município de Alfredo Chaves e parte dos municípios de Anchieta, Guarapari, Iconha e Piúma. Está localizada pelos meridianos 40° 33' e 41° 00' de Longitude Oeste e os paralelos 20° 26' e 20° 49' de Latitude Sul (Figura 1).

Na maior parte da bacia, a geologia é composta por rochas cristalinas do Escudo Brasileiro (Pré-Cambriano) que se apresentam sob a forma de cadeias de montanhas. O restante da Bacia apresenta sedimentos Terciários do Grupo Barreiras e Quaternários como aluviões e sedimentos marinhos (RADAMBRASIL, 1983).

Duas unidades geomorfológicas são características da área de estudo: o relevo serrano, que chega a atingir altitudes superiores a 1.000 m, e as baixadas litorâneas (Figura 2). A primeira apresenta áreas com diferentes graus de dissecação, desde fraco à fortemente dissecado, formado por rochas cristalinas que compõem o Escudo Cristalino Brasileiro e sedimentos do Grupo Barreiras (RADAMBRASIL, 1983). E a segunda, pelas áreas de

planícies, constituídas por formações Quaternárias resultantes de sedimentos depositados pelo mar ou rio, através dos aluviões continentais. Caracterizam-se pelo relevo plano, cuja forma decorre das formações arenosas extensas. A área de estudo foi escolhida em função dessa diversidade de ambientes apresentado pela Bacia, representando grande parte dos tipos de relevo que ocorrem no país, além de apresentar efeitos orográficos e de maritimidade.

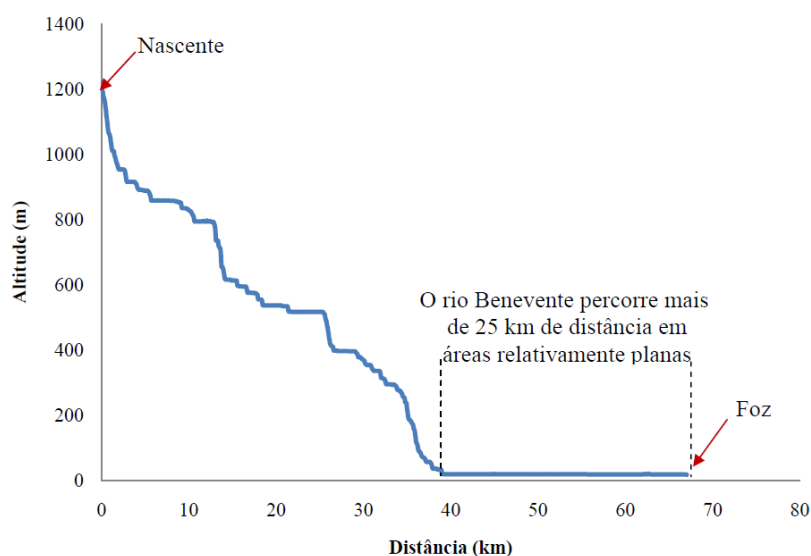


Fonte: IBGE, 1999.

**Figura 1. Mapa de localização da Bacia do rio Benevente, ES.**

As formações vegetacionais são compostas pela Floresta Ombrófila Densa e Áreas de Formações Pioneiras que apresentam características peculiares e variam de acordo com o tipo de solo, clima, relevo, entre outros (RADAMBRASIL, 1983).

De forma geral, o clima predominante na parte superior da Bacia, de acordo com a classificação de Köppen, é o Tropical Úmido de Altitude, com influência marcante do relevo e da exposição das serras nas proximidades da nascente; o Tropical Úmido Típico é dominante nas faixas litorâneas (ALKIMIM, 2009).



**Figura 2. Perfil topográfico do curso do rio Benevente. Fonte: Alkimim ( 2009).**

O índice pluviométrico é considerável para a região, com aumento regular de Sudeste para Noroeste, ou seja, da foz em direção às cabeceiras, oscilando entre 1.200 mm até 1.700 mm anuais, da parte baixa até a parte média da Bacia, podendo chegar até 2.000 mm na parte alta, e decresce levemente até o extremo Noroeste, em torno de 1.500 mm (IEMA, 2012).

## 2.2 Análise dos Dados

### 2.2.1 Trabalho de Campo

Para auxiliar o trabalho de campo, foi elaborado em papel A3 escala 1:50.000, o Mapa com o Modelo Digital de Elevação (MDE), o Mapa de Geologia (RADAMBRASIL, 1983) e os Ortofotomosaicos da Bacia. Todos os mapas continham rede hidrográfica e de estradas viárias para auxiliar a localização no campo.

O GPS de navegação marca Garmin modelo 60 CXS foi utilizado para obter as coordenadas espaciais de campo dos vários usos. Esses pontos foram utilizados posteriormente para obter as amostras de treinamento da classificação.

### **2.2.2 Pré-processamento**

As imagens Landsat TM de 31/05/2010 (outono/inverno) e de 07/09/2011 (inverno/primavera) foram adquiridas no catálogo do USGS (*United States Geological Survey*). Com exceção da banda termal (banda 6), que apresenta resolução espacial diferente (120 m), as demais foram utilizadas na classificação.

A correção geométrica foi realizada a partir das cartas topográficas de hidrografia e estradas do IBGE (IBGE, 1999) no *software* ArcGis 10.1. Um mosaico de fotografias aéreas ortorretificadas na escala 1:15.000 (IEMA, 2007) também auxiliaram o georeferenciamento das imagens. Foi adotado o sistema de projeções Universal Transversa de Mercator (UTM), datum WGS 84, fuso 24 Sul.

### **2.2.3 Amostras de Treinamento e Validação**

Os pontos coletados em campo com GPS foram utilizados para reconhecer os padrões espectrais das imagens. A definição das classes a serem mapeadas pelo classificador foi estabelecida com base nos parâmetros relativos às características espectrais das imagens, à sua resolução espacial e à distribuição geográfica dos usos na área.








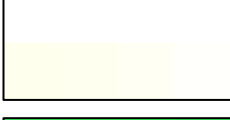



Por se tratar de duas imagens de épocas distintas, foram necessários alguns ajustes entre as classes. Assim, para a imagem LTM05/2010 foram mapeadas as classes de área urbana/solo exposto, brejo, café, eucalipto, mangue, mata iluminada, mata sombreada, pastagem, sombra e rio. Na imagem LTM09/2011, devido a proximidade com a primavera e estação chuvosa, houve necessidade de inserir a classe nuvem. Além disso, nessa época do ano, o mangue não apresentou resposta espectral suficiente para distinguí-lo da mata sombreada, como na imagem anterior. Desta forma, eliminou-se a classe temática mangue e foi inserida a nuvem. Portanto, foram utilizadas 10 classes para ambas as imagens (Tabela 1).

Também foi utilizado um mosaico ortorretificado com fotografias aéreas na escala 1:15000 apenas para certificar a correta alocação das classes café, eucalipto e mata iluminada, já que elas apresentaram, visualmente, resposta espectral semelhante.

Nas duas imagens houve necessidade em separar a mata em iluminada e sombreada, pois, como grande parte da bacia apresenta relevo montanhoso, há maior projeção de sombras no horário de passagem do satélite (Capítulo 1). A resposta espectral da mata sombreada apresentou-se distinta da mata iluminada, localizada na área de descarga da drenagem, onde

está sob topografia suave ondulada (declividades entre 3 a 8°), sem projeção de sombras oriundas do relevo.

**Tabela 1. Apresentação das amostras de treino/validação representando as classes de uso e cobertura da terra**

Resposta	Classe
	Café
	Eucalipto
	Mata Sombreada
	Sombra
	Área Urbana/Solo Exposto
	Rio
	Mangue
	Nuvem
	Mata iluminada
	Pastagem
	Brejo

Foi gerada uma grade aleatória irregular com 500 pontos, sob os quais foram desenhados retângulos (Campbell, 1987) contendo de sete a nove pixels para cada classe. Esses retângulos foram, posteriormente, separados em arquivos de treinamento e de validação. Foi respeitada a equidistância mínima de 200 m entre eles.

Os pixels foram rotulados um a um nas devidas classes e, quando se encontravam em área de mistura espectral, foi necessário mover ou removê-los para se enquadrarem nos parâmetros de resposta espectral de cada classe. Desta forma, foram utilizados, 450 pixels, no total. Não houve sobreposição entre as amostras de treinamento e de validação.

#### 2.2.4 Medidas de Similaridade Estatística

O método que implementa as técnicas de seleção de variáveis faz uso de medidas estatísticas de distância para selecionar um subconjunto de bandas espectrais originais para fins de separação entre as classes em consideração. Entre as medidas de separação mais utilizadas na literatura, destacam-se a Distância de Bhattacharyya e sua derivada, a Distância Jeffries-Matusita. Além disso, a Transformada Divergente também têm sido amplamente utilizada.

A distância de Bhattacharyya é uma distância estatística que pode ser usada na estimação da separabilidade entre um par de classes (THERRIEN, 1989; DUDA et al., 2001). A forma geral da distância de Bhattacharyya é definida por:

$$B = -\ln \left[ \int_{-\infty}^{\infty} \sqrt{p(X/\omega_1) p(X/\omega_2)} dX \right]$$

em que:  $p(x/\omega_1)$  e  $p(x/\omega_2)$  são funções densidade de probabilidade das classes 1 e 2.

Assumindo a distribuição normal multivariada para os dados, essa distância estatística assume a seguinte forma:

$$B = \frac{1}{8} (\mu_1 - \mu_2)^T \frac{\Sigma_1 + \Sigma_2}{2} (\mu_1 + \mu_2) + \frac{1}{2} \ln \left( \frac{|\frac{(\Sigma_1 + \Sigma_2)}{2}|}{|\Sigma_1|^{1/2} |\Sigma_2|^{1/2}} \right)$$

em que:  $\mu_1$  e  $\mu_2$  são os vetores média, e  $\Sigma_1$  e  $\Sigma_2$  são as matrizes de covariância das classes.

Na expressão acima, há a contribuição dos vetores de médias (*Bhatt Mean*) no valor da distância de Bhattacharyya (B), e também o fator que estima a contribuição das matrizes de covariância (*Bhatt Cov*); B consiste num número real, variando no intervalo  $[0, \infty]$ .

A distância de Bhattacharyya é uma medida teórica da distância entre duas distribuições gaussianas que é equivalente a um limiar superior (*upper bound*) do erro mínimo que pode ser obtido utilizando um classificador bayesiano. A distância Jeffries-Matusita, derivada da Distância de Bhattacharyya é igual a:

$$J_{ij} = 2 [1 - \exp (-B_{ij})]$$

em que:  $B_{ij}$  é dada pela Distância de *Bhattacharyya*. O limite superior da Distância *Jeffries-Matusita* é dado por 2. A ausência de um limite superior para  $B_{ij}$  produz um comportamento indesejável, uma vez que um aumento na distância entre as classes pode significar uma redução insignificante na probabilidade de erro. Nesse sentido, a saturação de  $J_{ij}$  ( $J_{ij} \rightarrow 2$  para  $B_{ij} \rightarrow +\infty$ ) evita esse efeito e faz com que esta seja uma medida mais realística entre as duas classes.

### 2.2.5 Classificação das Imagens

O classificador Maxver consiste na estratégia paramétrica mais utilizada em trabalhos de classificação do uso e da cobertura da terra por meio de imagens orbitais (SWAIN; DAVIS, 1978). Este classificador assume a função densidade de probabilidade estatística no espaço p-dimensional. Para cada classe a ser mapeada, é calculada a probabilidade que o pixel possui em pertencer a determinada classe deste espaço (JÄHNE, 2002).

A média e a covariância são parâmetros utilizados para caracterizar cada classe. O tamanho da amostra é importante para que seja obtida uma estimativa eficiente desses parâmetros (TSO; MATHER, 2009). A implementação deste algoritmo se dá pela fórmula:

$$g_j(x) = -1/2 (x - m_j)^T \Sigma_j^{-1} (x - m_j) - 1/2 \ln |\Sigma_j| + \ln P(\omega_j),$$

em que:  $m$  = vetor das médias;  $\Sigma$  = matriz de covariância; e  $\omega$  = probabilidade de ocorrência das classes.

Foram utilizadas 10 bandas na classificação das imagens, sendo as seis primeiras correspondentes às bandas espectrais da imagem (com exceção da banda termal), 1ª, 2ª e 3ª componentes principais (PCA) e o índice NDVI (*Normalized Differed Vegetation Index*) para realçar a vegetação (Rouse et al., 1973), obtido a partir da seguinte fórmula:

$$NDVI = \frac{(IVP - V)}{(IVP + V)}$$

em que: IVP = Infravermelho Próximo; e V = Vermelho.

Nas imagens Landsat-TM as bandas infravermelho próximo e vermelho correspondem, respectivamente, às bandas 4 e 3, cujo intervalo espectral, em  $\mu\text{m}$ , é de 0,76 a 0,90 para o primeiro e 0,63 a 0,69 para o segundo (USGS, 2012).

A técnica de componentes principais tem sido recomendada para dados de imagens multiespectrais e hiperespectrais, por reduzir a redundância espectral, uma vez que as bandas possuem alta correlação (TSO; MATHER, 2009; CONGALTON; GREEN, 2009; MATHER; KOCH, 2011). Assim, esta técnica permite gerar um novo conjunto contendo bandas independentes, cujas informações não são mais replicadas.

As bandas de um sensor multiespectral ou hiperespectral possuem forte grau de correlação, o que acaba resultando em redundância dos dados. O método de obtenção das componentes principais reestabelece o conteúdo da informação em um novo conjunto de dados, independentes, com correlação nula entre  $m$  componentes principais e a máxima variância, que apresenta-se de forma decrescente (MATHER; KOCH, 2011). Para o sensor Landsat TM, as três primeiras componentes principais são responsáveis por explicar até 93% da variabilidade total, sendo que essa diminui da primeira para a última componente (TSO; MATHER, 2009).

Para a utilização do algoritmo Maxver, foi gerenciado em ambiente *Model Builder* um modelo de classificação incluindo todas as possíveis combinações de classes a partir de 10 bandas, resultando no processamento de 1.023 classificações para cada imagem, resultando em 2.046 imagens temáticas classificadas.

Para avaliar os melhores resultados entre combinações espectrais, foi utilizado o índice de exatidão kappa (CONGALTON, 1991; CONGALTON; GREEN, 2009), que consiste numa técnica de estatística multivariada discreta utilizada na avaliação da acurácia, através de uma matriz de erros (BISHOP et al., 2007). Sua interpretação indica a confiabilidade do

mapeamento produzido. A interpretação do resultado é mostrado na Tabela 2 e sua fórmula de implementação é:

$$\hat{k} = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=0}^r (x_{i+} * x_{+i})}$$

Onde,

r = número de linhas da matriz

$x_{ii}$  = número de observações na linha i, coluna i

$x_{i+}$  e  $x_{+i}$  = totais marginais na linha i, coluna i

N = número do total de observações

A diferença estatística utilizada para avaliar a matriz de erros consiste no teste z (CONGALTON; GREEN, 2009). Este teste foi utilizado para identificar quais combinações de bandas que diferem estatisticamente entre si, neste trabalho. A fórmula empregada no teste z é:

$$z = \frac{K_i - K_j}{\sqrt{\sigma_{k_i}^2 + \sigma_{k_j}^2}}$$

em que:  $K_i$  e  $K_j$  = índice Kappa na linha i coluna j; e  $\sigma_{k_{ij}}^2$  = variância do índice kappa da combinação i, coluna j.

A estatística z apresenta-se em intervalo padronizado, no qual os dados seguem distribuição normal. Suas hipóteses são  $H_0: K = 0$  e  $H_1 = K \neq 0$ . Quando os dados são analisados ao nível de 95% de probabilidade, o intervalo z ocorre entre -1,96 a 1,96. Desta forma, os dados que estiverem fora desse intervalo apresentam diferença significativa pelo teste (PINHO et al., 2012).

**Tabela 2. Interpretação do intervalo kappa**

Intervalo kappa	Interpretação
$K \leq 0,2$	Ruim
$0,2 < K \leq 0,4$	Razoável
$0,4 < K \leq 0,6$	Bom
$0,6 < K \leq 0,8$	Muito Bom
$K \geq 0,8$	Excelente

Fonte: Adaptado de Landis & Koch (1977).

### 3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

O comportamento espectral das feições nas duas imagens mostrou-se distinto, embora a dinâmica do uso da paisagem não tenha se alterado. Acredita-se que a diferenciação das classes esteja relacionada com o período de aquisição das mesmas, uma vez que a quantidade de radiação solar na data de obtenção da cena pode influenciar na separação das categorias de objetos presentes na superfície (Capítulo 1).

Na imagem LTM09/2011, por exemplo, não houve como classificar o mangue, pois esta classe não apresentou a mesma resposta, como na imagem LTM05/2010. O mangue desta bacia é composto por espécies de porte florestal e adensadas, fazendo com que os padrões se assemelhassem espectralmente aos da mata sombreada.

Houve diminuição na porcentagem de área de sombra na imagem LTM09/2011 em relação a anterior. Isso porque na época de aquisição da LTM05/2010, o sol encontrava-se posicionado no Hemisfério Norte, ocasionando menor iluminação e maior projeção de sombras na área à montante da bacia, cujo relevo é do tipo montanhoso (Capítulo 1).

Em termos de avaliação do índice kappa para distintas épocas do ano, Saadat et al. (2011) testaram o papel da iluminação solar no mapeamento do uso e cobertura da terra e encontraram maior acurácia (95%) ao classificar uma imagem obtida no verão, enquanto que no inverno, a mesma diminuiu para 82%, devido a menor incidência de radiação. Isso mostra a importância da época de aquisição para o processo de classificação.

Das 2.046 combinações, a média do índice de exatidão kappa na classificação da imagem LTM05/2010 foi de 0,87, com desvio padrão de 0,0878. Para a cena LTM09/2011, os valores médios foram 0,84 e desvio padrão de 0,0652. O resultado da classificação dessas imagens temáticas apresentaram os melhores índices de exatidão com valores e combinações de bandas semelhantes.

Assim, para a imagem LTM05/2010, o kappa foi de 0,90 (Tabela 3), com a combinação de bandas 2, 3, 5, 6 e 10 (verde, vermelho, infravermelho médio, infravermelho distante e NDVI) e para a LTM09/2011, o maior kappa foi de 0,88 (Tabela 4), com a combinação de bandas 2, 3, 5, 8, 9 e 10 (verde, vermelho, infravermelho médio, primeira e segunda componentes principais e NDVI). As melhores composições temáticas tiveram suas combinações semelhantes, indicando, um padrão para o desempenho das bandas verde, vermelho, infravermelho médio e NDVI.

O comportamento dos índices kappa condicionais apresentou menor desvio-padrão nas classes da composição temática da LTM09/2011, mostrando-se mais homogêneo (Figura 2 B). Embora o resultado do índice de exatidão não tenha apresentado diferença estatística, a época de aquisição pode ter favorecido a maior uniformidade do segundo conjunto em relação ao primeiro, devido a proximidade da primavera, aumentando a radiação solar da superfície e diminuindo o sombreamento (Capítulo 1). Mesmo assim, foi observado nos dois conjuntos dificuldade em separar as classes café, eucalipto e mata iluminada.

**Tabela 3. Matriz de confusão da imagem Landsat TM 05/2010, combinação 235610**

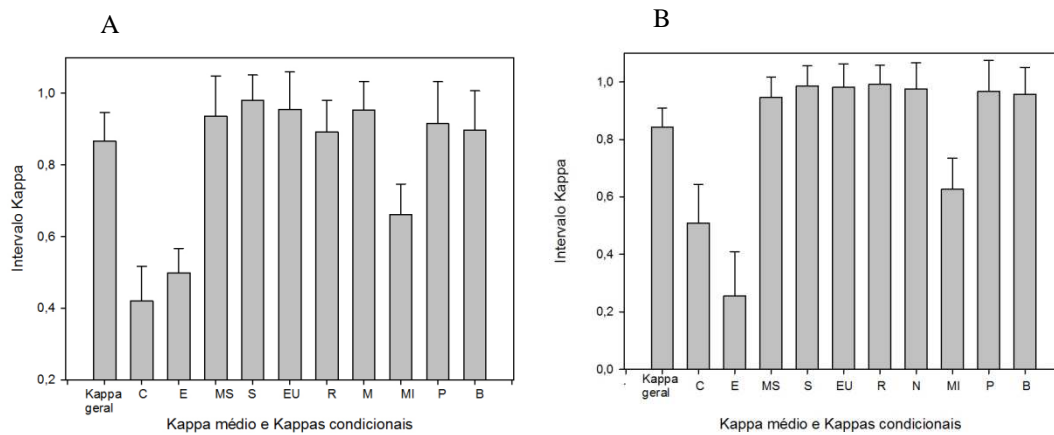
Classe	C	E	MS	S	EU	R	M	MI	P	B	Total	EO (%)
C	<b>39</b>	30	2	0	0	0	0	9	0	0	80	32
E	23	<b>47</b>	0	0	0	0	0	11	0	0	81	23
MS	2	2	<b>518</b>	0	0	0	2	11	0	0	535	6
S	0	0	0	<b>218</b>	0	0	0	0	0	2	220	0
EU	0	0	0	0	<b>355</b>	0	0	0	0	7	362	0
R	0	0	0	0	3	<b>43</b>	0	0	0	0	46	0
M	0	0	2	0	0	0	<b>79</b>	0	0	0	81	0
MI	21	16	0	0	0	0	0	<b>95</b>	0	0	132	21
P	0	0	0	0	6	0	0	0	<b>273</b>	1	280	1
B	0	0	0	0	8	0	0	0	1	<b>116</b>	125	1
Total	85	95	522	218	372	43	81	126	274	126	1942	
EC (%)	25	32	2	0	9	0	0	20	0	8		k=0,90

C= café; E = eucalipto; MS = mata sombreada; S = sombra; EU = solo exposto/área urbana; R = rio; M = mangue; MI = mata iluminada; P = pastagem e B = brejo. K = Índice Kappa; EC = erro de comissão e EO = erro de omissão.

**Tabela 4. Matriz de confusão da imagem Landsat TM 09/2011, combinação 2358910**

Classe	C	E	MS	S	EU	R	N	MI	P	B	Total	EO (%)
C	<b>124</b>	21	2	0	0	0	0	16	0	0	163	23
E	39	<b>23</b>	0	0	0	0	0	44	0	0	106	39
MS	13	2	<b>520</b>	0	0	0	0	1	0	0	536	15
S	0	0	0	<b>90</b>	0	0	0	0	0	0	90	0
EU	0	0	0	0	<b>273</b>	0	0	0	0	0	273	0
R	0	0	0	0	0	<b>48</b>	0	0	0	0	48	0
M	0	0	0	0	0	0	<b>73</b>	0	0	0	73	0
MI	26	9	0	0	0	0	0	<b>102</b>	0	0	137	26
P	0	0	0	0	1	0	0	0	<b>183</b>	0	184	0
B	0	0	0	0	0	0	0	0	1	<b>159</b>	160	0
Total	202	55	522	90	274	48	73	163	184	159		
EC (%)	52	23	0	0	0	0	0	16	0	0		k=0,88

C= café; E = eucalipto; MS = mata sombreada; S = sombra; EU = solo exposto/área urbana; R = rio; N = nuvem; MI = mata iluminada; P = pastagem e B = brejo. K = Índice Kappa; EC = erro de comissão e EO = erro de omissão.



**Figura 2. Índice kappa geral e condicionais oriundos das melhores combinações das imagens LTM05/2010 (A) e LTM 09/2011 (B).**

C = café; E = eucalipto; MS = mata sombreada; S = sombra; EU = solo exposto/área urbana; R = rio; M= Mangue; N = nuvem; MI = mata iluminada; P = pastagem; e B = brejo.

Embora os valores do índice de exatidão kappa tenham sido compreendidos no intervalo excelente (Landis; Koch, 1977), as duas imagens apresentaram as classes café, eucalipto e mata iluminada com alta confusão entre si e baixos valores de kappa condicionais (Tabela 5). Este fato pode indicar que a média resolução espacial, aliada ao efeito de sombra do relevo, não permitiu a distinção destas classes. Isso porque até mesmo visualmente foi difícil diferenciá-las, por apresentarem resposta espectral semelhante.

**Tabela 5. Índices kappa condicional nas classes de uso e de cobertura da terra para as imagens**

Classe	LTM05/2010	LTM09/2011	z cond
C	0,46 <sup>a</sup>	0,73 <sup>b</sup>	3,9
E	0,56 <sup>a</sup>	0,19 <sup>b</sup>	-5,31
MS	0,96 <sup>a</sup>	0,96 <sup>a</sup>	0,07
S	0,99 <sup>a</sup>	1,00 <sup>a</sup>	1,42
EU	0,98 <sup>a</sup>	1,00 <sup>b</sup>	2,68
R	0,93 <sup>a</sup>	1,00 <sup>a</sup>	1,79
M/N	0,97 <sup>a</sup>	1,00 <sup>a</sup>	1,43
MI	0,70 <sup>a</sup>	0,72 <sup>a</sup>	0,32
P	0,97 <sup>a</sup>	0,99 <sup>a</sup>	1,85
B	0,92 <sup>a</sup>	0,99 <sup>b</sup>	2,74

z cond: valor do teste estatístico z, ao nível de 5% de probabilidade. Índices kappa condicionais seguidos da mesma letra na linha não diferiram pelo Teste z ao nível de 5% de probabilidade.

O que diferencia a separação das classes café, floresta e culturas agrícolas, é que a resposta espectral da primeira acaba sendo distinta das demais, devido a diferentes tratamentos culturais nas lavouras e características fenológicas (EPIPHÂNIO et al., 1995).

Para o caso da cultura cafeeira, o fato de ter encontrado baixo índice kappa condicional pode ser justificado pela discussão suscitada por Ramirez e Zullo Júnior (2010), onde destacam que é necessário estabelecer um elo entre dados coletados de sensores e medidas biofísicas dos cafeeiros, como altura, diâmetro, espaçamento e rugosidade, dentre outras.

A classe café apresentou diferença significativa para o índice kappa condicional das duas épocas analisadas, sendo que no período de 09/2011 o resultado foi melhor. Moreira et al. (2004), citam que a melhor época para o mapeamento da lavoura de café, a partir de imagens multiespectrais de sensores orbitais, é obtida nos meses mais secos do ano.

Entretanto, para o caso desta área de estudo, os meses mais secos estão compreendidos no período outono/inverno. Como também trata-se de um local que apresenta grande parte de seu relevo situado no compartimento montanhoso, a topografia poderá projetar sombra nas declividades com orientação voltada para as faces Sul e Oeste, impedindo classificar os usos que estão abaixo dela (Capítulo 1). Nesta circunstância, portanto, não recomenda-se classificar imagens desta época.

Em se tratando da confusão apresentada pelos pixels de mata iluminada e eucalipto, Ferreira et al. (2011) depararam-se com situação semelhante ao tentar separar as classes de eucalipto, pinus e mata nativa, principalmente nas áreas onde os talhões possuíam tamanho reduzido.

Embora tenha sido utilizado um mosaico com fotografias aéreas para certificar se as amostras de treinamento e validação estavam corretas para todas as classes, a confusão ocorreu não em função do método empregado ou ineficiência do algoritmo, e sim pela resolução espacial da imagem não permitir o nível de detalhamento desejado, uma vez que a bacia é caracterizada por pequenas propriedades rurais, devido a própria configuração do relevo montanhoso. Desta forma, a área a montante não possuía usos que permitissem coletar amostras com mais de 8 pixels, o que corresponde a  $57.600 \text{ m}^2$  ou 5,76 ha.

A fim de descobrir a existência de algum padrão entre os conjuntos de classes, como predominância de combinações entre os melhores resultados, foi efetuada a separação dos maiores resultados do índice kappa por grupos que variaram de 3 a 10 combinações de bandas (Tabela 6).

Para as duas imagens, houveram algumas diferenças significativas, pelo teste z, na comparação entre os grupos de imagens. A banda 10 (índice NDVI) foi a única a aparecer em todos os grupos de combinações, em ambas imagens. Este fato contribuiu para assegurar que esta possui importância em trabalhos de classificação de imagens, como ressaltam Wang et al. (2003), uma vez que contribui na distinção da vegetação das demais classes, por realçá-la e favorecer a diminuição da variação da irradiância solar e os efeitos do dossel vegetal.

**Tabela 6. Melhores resultados de índice Kappa por grupos com número de bandas**

Landsat 05/2010				Landsat 09/2011			
Bandas	kappa	Combinação	Posição	Bandas	kappa	Combinação	Posição
3 bandas	0,89 <sup>a</sup>	5710	23	3 bandas	0,86 <sup>b</sup>	4510	257
4 bandas	0,90 <sup>a</sup>	35610	2	4 bandas	0,87 <sup>b</sup>	35710	46
5 bandas	0,90 <sup>a</sup>	235610	1	5 bandas	0,88 <sup>b</sup>	235810	8
6 bandas	0,89 <sup>a</sup>	2356810	15	6 bandas	0,88 <sup>a</sup>	2358910	1
7 bandas	0,89 <sup>a</sup>	12368910	14	7 bandas	0,88 <sup>a</sup>	23457910	12
8 bandas	0,89 <sup>a</sup>	135678910	85	8 bandas	0,88 <sup>b</sup>	123678910	7
9 bandas	0,88 <sup>a</sup>	1234567810	373	9 bandas	0,88 <sup>a</sup>	1234678910	3
10 bandas	0,88 <sup>a</sup>	12345678910	796	10 bandas	0,87 <sup>b</sup>	12345678910	58

Índices kappa seguidos da mesma letra na linha não diferiram pelo Teste z ao nível de 5 % de probabilidade.

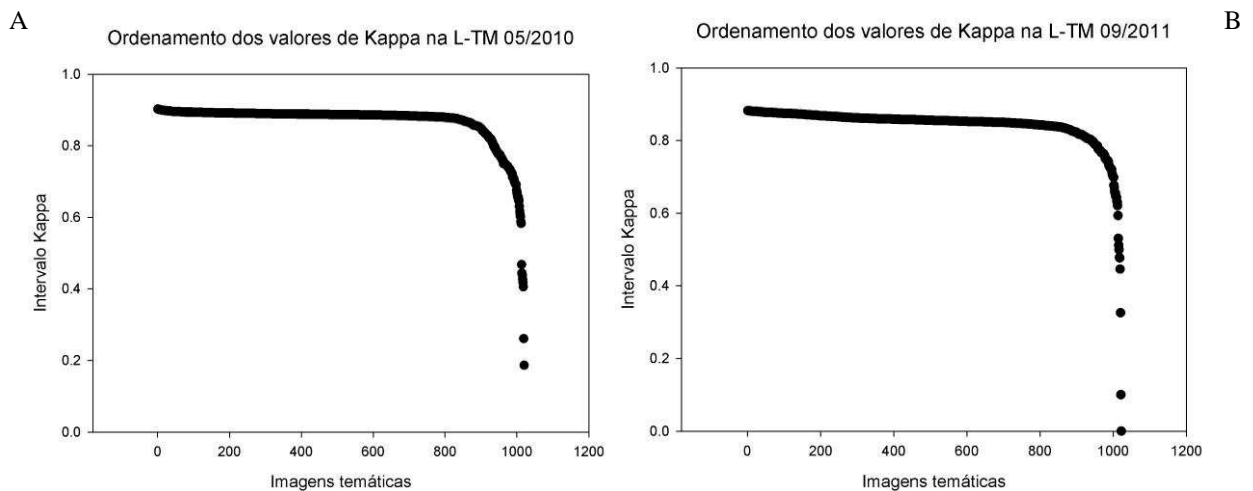
As tradicionais combinações de bandas 2, 3, 4 e 3, 4, 5, muito utilizadas nos trabalhos de classificação com imagens Landsat, apareceram na 918<sup>a</sup> e 50<sup>a</sup> posições da imagem LTM05/2010, enquanto na LTM09/2011, estas combinações estavam nas respectivas 902<sup>a</sup> e 329<sup>a</sup> posições.

No trabalho conduzido por Oliveira et al. (2013), a posição em que a combinação 3, 4, 5 apareceu foi na 16<sup>a</sup>, de um total de 19 combinações avaliadas. Ainda no mesmo trabalho, a composição 2, 3, 4 apareceu em 15<sup>a</sup>. Os autores também utilizaram o algoritmo Maxver para proceder à classificação supervisionada.

Embora a diferença estatística não tenha sido significativa para a combinação 3, 4, 5, foi importante provar que existem outras possibilidades de combinações de bandas produzindo maior acurácia em termos de kappa, podendo ser utilizadas com maior frequência em futuros trabalhos de classificação de imagens.

Com o propósito de observar o comportamento do índice kappa ao longo das 1.023 combinações produzidas, os resultados foram organizados em ordem decrescente nos dois conjuntos processados a partir das imagens utilizadas (Figura 3).

Os resultados que apresentaram valores baixos de índice kappas localizam-se ao final do gráfico e referem-se às combinações com apenas uma ou duas bandas, o que de fato não costuma ser utilizado para fins de classificação. Todos os resultados do índice, o resultado do teste z, bem como as suas respectivas combinações e a posição em que estão ranqueados encontram-se no anexo deste capítulo.



**Figura 3. Número total de combinações de bandas obtidas pela técnica da mineração de dados e seus valores kappas na imagem de LTM05/2010 (A) e na LTM09/2011 (B).**

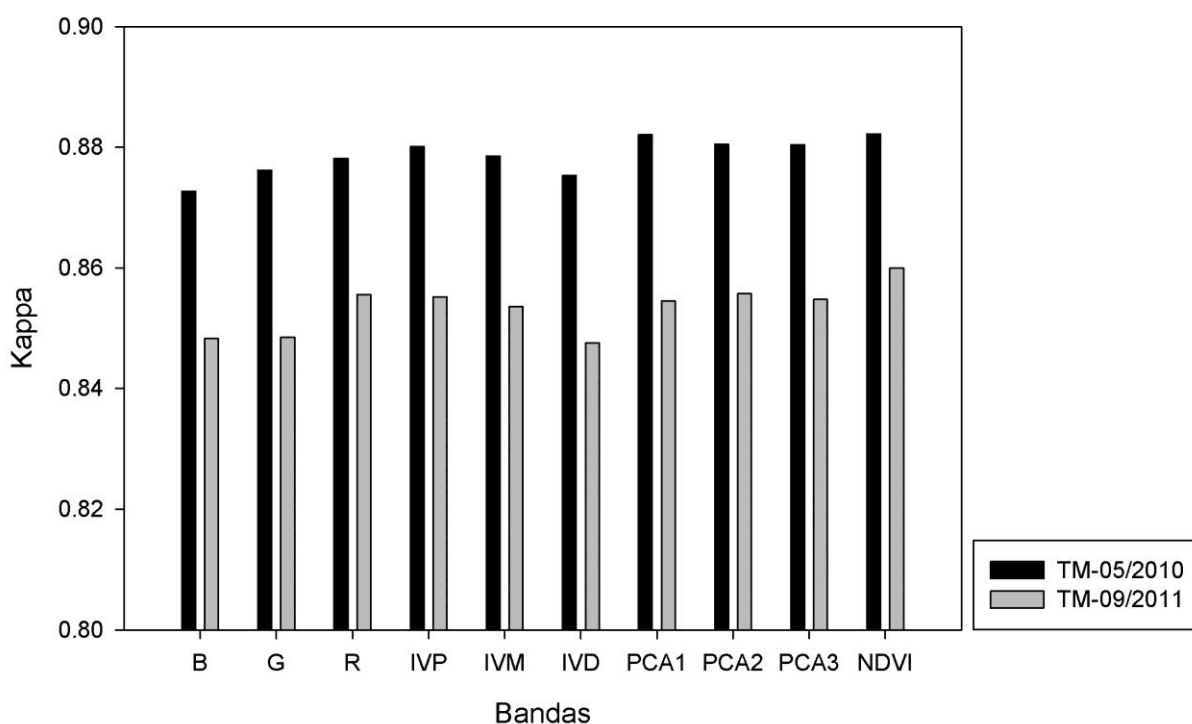
Para as duas imagens, o comportamento da classificação foi semelhante, pois o índice kappa manteve-se no intervalo excelente (Landis; Koch, 1977) até a combinação 800<sup>a</sup>. Para a imagem LTM05/2010, 91,42% das combinações estão acima deste intervalo ( $> 0,80$ ), e para a LTM09/2011, esse percentual está em 92,08%. Isso evidencia a uniformidade no discernimento de padrões para a maioria das combinações espectrais. Esse fato também pode ser compreendido na análise da contribuição média de cada banda espectral em todas as combinações que ela participa.

Ao proceder a análise da contribuição média que cada banda possui, em termos de incremento no índice kappa (Figura 4) não houve, dentro de uma mesma imagem, diferença estatística. Esta, apareceu apenas quando a comparação foi realizada entre as duas imagens, por isso foram apresentadas no mesmo gráfico. Como se tratam de valores médios, o comportamento de cada banda foi semelhante, não havendo alguma que se destacasse mais ou menos.

Mas quando foi verificada a influência da ausência de cada banda espectral, dentre todas as combinações efetuadas, apareceram diferenças significativas (Figura 5). Na imagem LTM05/2010, ao retirar as bandas azul, verde, vermelho e infravermelho distante, houve

aumento no índice de exatidão kappa (Figura 5 A). Para a LTM09/2011, foi observado o mesmo comportamento (Figura 5 B), mais uma vez realçando um padrão que só foi possível encontrar com o processamento de um conjunto extenso de dados, através da técnica de mineração.

Este resultado permitiu ressaltar que o efeito isolado, assumido pelas bandas do visível, bem como o infravermelho distante, não incrementaram melhoria da acurácia no processo de classificação supervisionada, já que o fato de tê-las retirado das combinações, provocou aumento no índice de exatidão kappa.

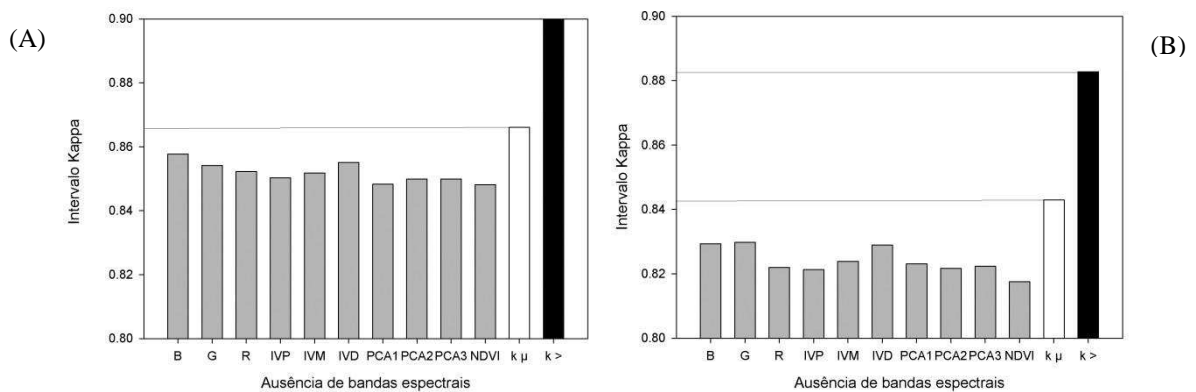


**Figura 4. Contribuição média de cada banda utilizada na classificação.**

B = azul; G = verde; R = vermelho; IVP = infravermelho próximo; IVM = infravermelho médio; IVD = infravermelho distante; PCA1 = primeira componente principal 1; PCA2 = segunda componente principal; PCA3 = terceira componente principal e NDVI = índice de vegetação da diferença normalizada.

Os resultados apresentados na Figura 5 mostraram a importância que algumas bandas, de forma isolada, assumiram no processo de classificação. Para saber se outras bandas também possuíam papel relevante, procedeu-se a análise do efeito conjunto de bandas e seus reflexos no comportamento do índice kappa (Figura 6).

Para a imagem LTM05/2010, os valores apresentaram maior diferença significativa entre si do que na LTM09/2011. O pior resultado do índice kappa para a primeira ocorreu na classificação processada apenas com as bandas do visível, resultando em kappa de 0,58.

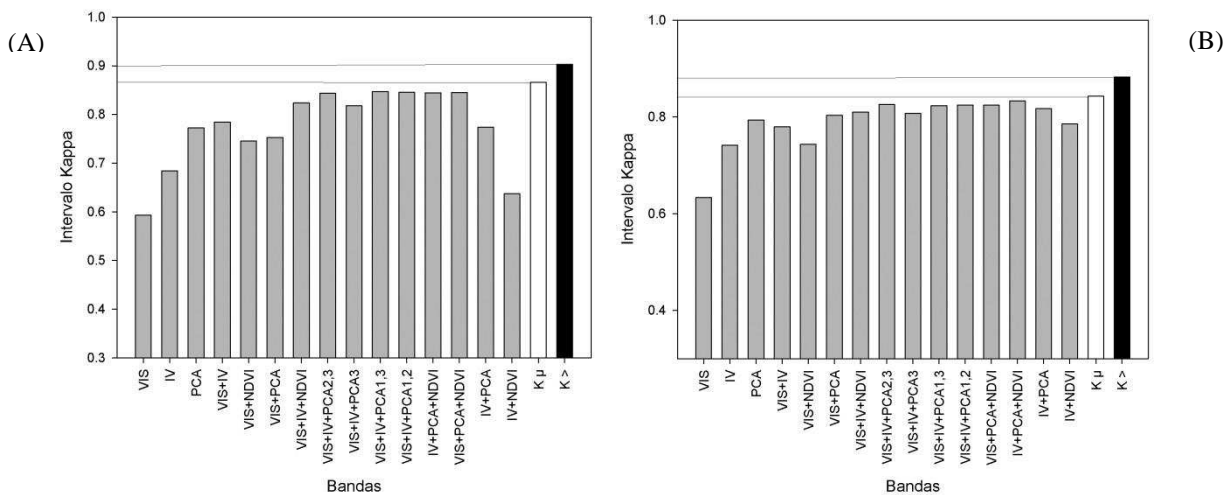


**Figura 5. Ausência de uma banda espectral e sua influência no resultado do kappa para a imagem LTM05/2010 (A) e de LTM09/2011 (B).**

B = azul; G = verde; R = vermelho; IVP = infravermelho próximo; IVM = infravermelho médio; IVD = infravermelho distante; PCA1 = componente principal 1; PCA2 = componente principal 2; PCA3 = componente principal 3 e NDVI = índice de vegetação da diferença normalizada; k $\mu$  = kappa médio das 1.023 combinações e k > foi o maior kappa obtido na classificação.

Para a imagem LTM09/2011, os valores não foram tão discrepantes em termos de kappa, mas o menor resultado também foi encontrado para classificação das bandas do visível, com kappa de 0,62, concordando com o resultado da outra imagem.

Com base nessa análise, poderíamos então concluir que as bandas do visível devem ser retiradas da classificação, por apresentarem o menor índice kappa do conjunto. Entretanto, nas combinações em que essas bandas foram adicionadas ao infravermelho, PCA e NDVI, os dois conjuntos (Figura 6 A e 6 B) apresentaram índices kappas próximos ao valor do kappa médio. Este resultado mostra então, que o efeito combinado das bandas pode apresentar bons resultados, ao contrário do que foi observado na análise do efeito isolado das mesmas (Figura 5 A e B).



**Figura 6. Presença de mais de uma banda espectral e sua influência no resultado do índice kappa para a imagem de LTM05/2010 (A) e LTM09/2011” (B).**

VIS = visível; IV = infravermelho; NDVI = índice de vegetação e PCA = componente principal.

Como resultado das melhores combinações no índice kappa, foram gerados os mapas temáticos com a distribuição das classes de uso e cobertura da terra (Figuras 7 e 9) oriundos das respectivas imagens (Figuras 8 e 10).

A partir dos mapas de uso e de cobertura da terra foi possível obter a abrangência de cada uso/cobertura na Bacia do rio Benevente (Tabela 7). Com exceção das classes rio, mata sombreada e mata iluminada, as demais apresentaram discrepância. Acredita-se que o aumento de área da primeira para a segunda imagem, num intervalo temporal curto, possa ter sido influenciado pelo aumento da luminosidade na face de exposição, permitindo mapear as classes de uso que estavam rotuladas como sombra.

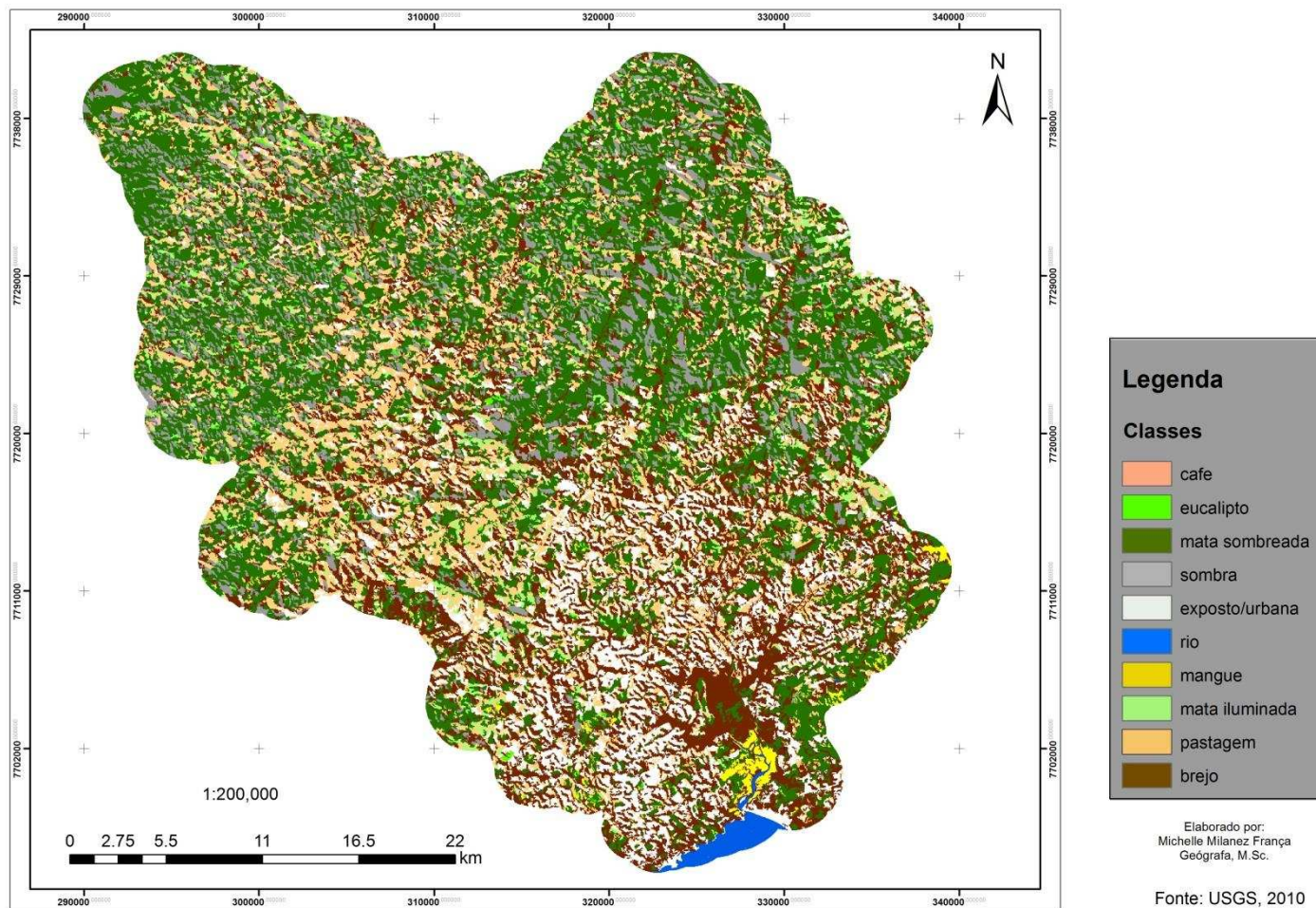
**Tabela 7. Distribuição das classes na Bacia do rio Benevente, ES.**

Classe	Landsat TM 05/2010	Landsat TM 09/2011
	Área (%)	Área (%)
C	1,28	10,40
E	1,37	14,76
MS	29,77	29,08
S	10,07	4,85
AU/SE	12,44	6,40
R	0,61	0,59
M; N*	3,36	0,51
MI	3,58	3,14
P	17,08	21,32
B	20,45	8,94

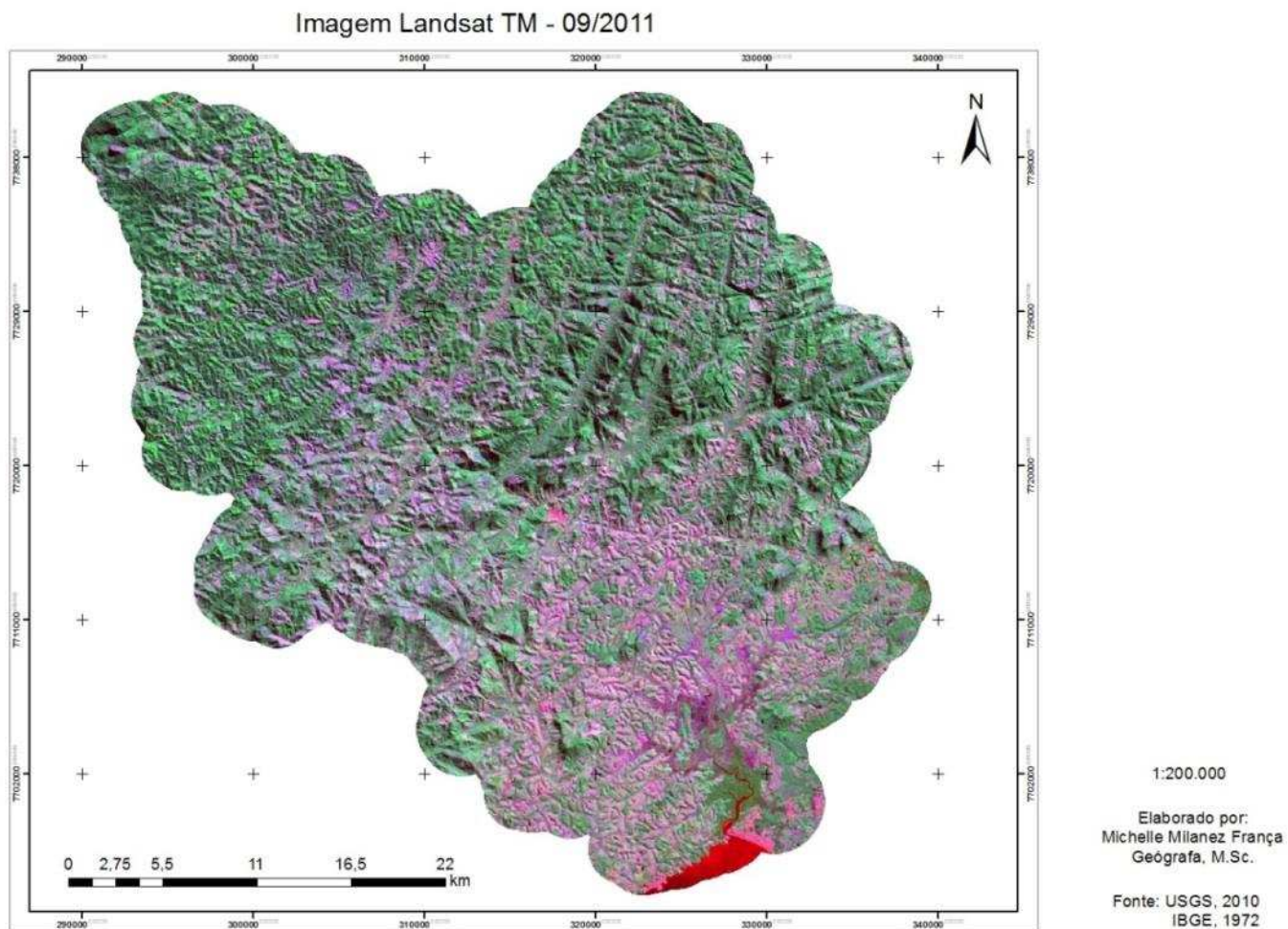
\*Para a imagem de 09/2011 a classe em questão é nuvem.

C = café; E = eucalipto; MS = mata sombreada; S = sombra; AU/SE = área urbana/solo exposto; R = rio; M = mangue; N = nuvem; MI = mata iluminada; P = pastagem; e B = brejo.

### Classificação do uso da terra na imagem TM - 05/2010



**Figura 7. Mapa de uso e de cobertura da terra na Bacia do rio Benevente com composição espectral 2, 3, 5, 6 e 10.**



**Figura 8. Imagem Landsat - TM de 31/05/2010.**

Classificação do uso da terra na imagem TM - 09/2011

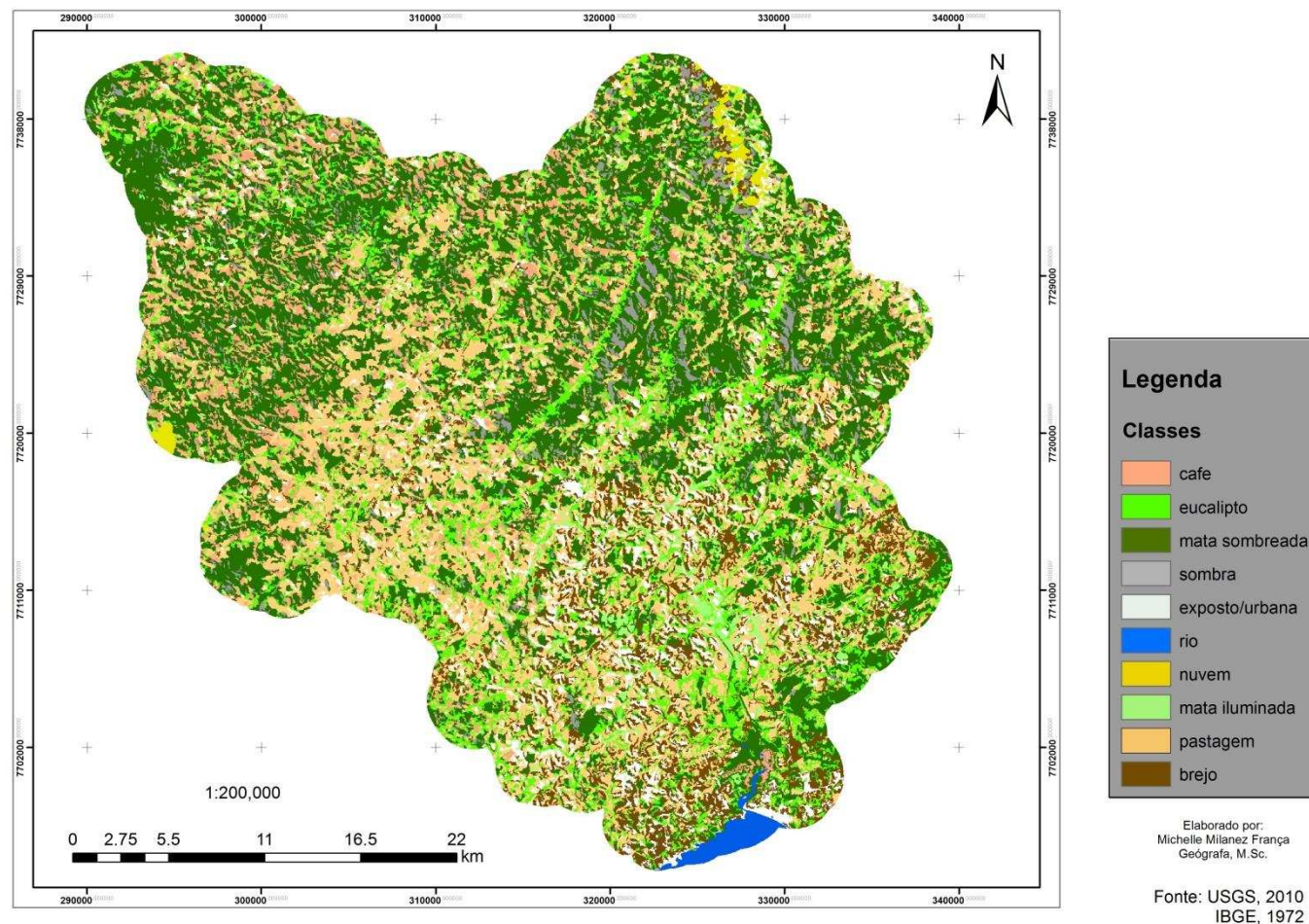
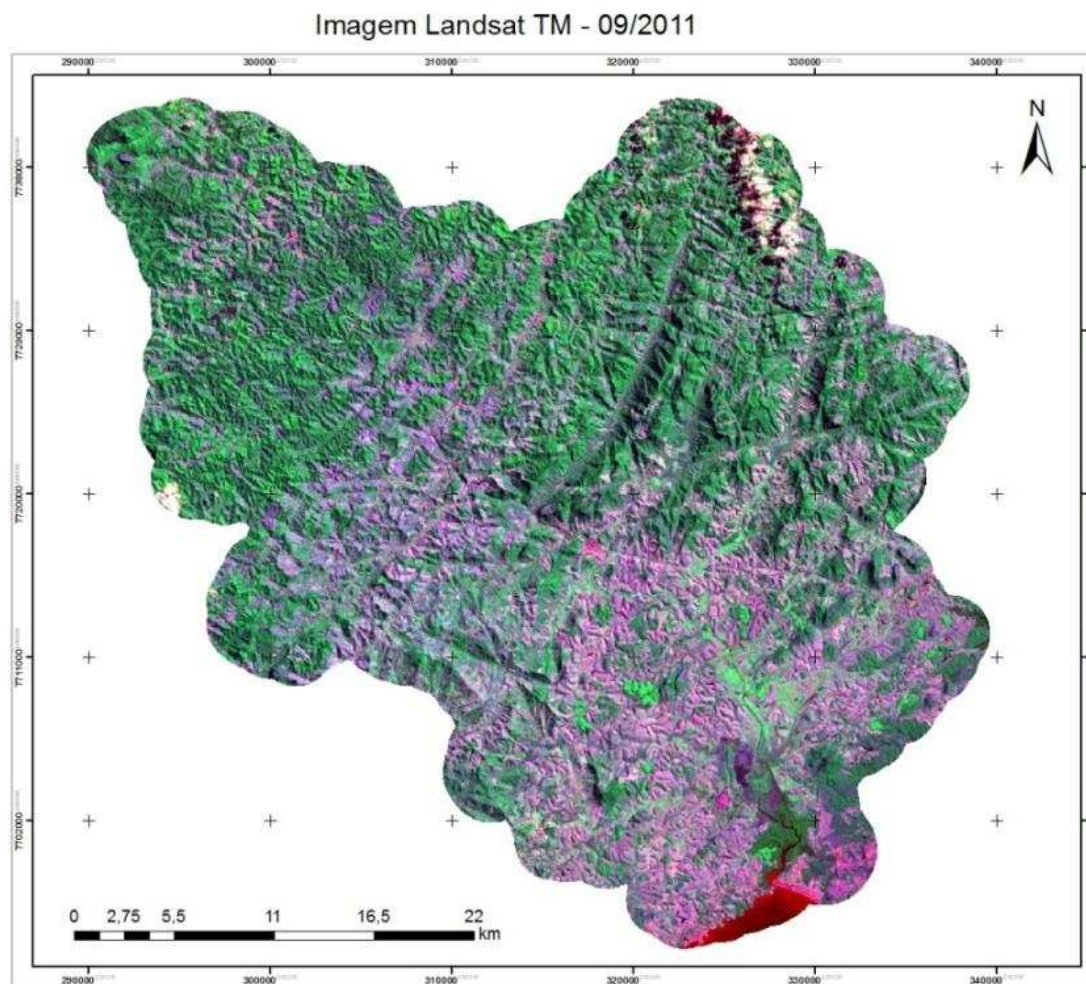


Figura 9. Mapa de uso e de cobertura da terra na Bacia do rio Benevente com composição espectral 2, 3, 5, 8, 9 e10.



1:200.000

Elaborado por:  
Michelle Milanez França  
Geógrafa, M.Sc.

Fonte: USGS, 2010  
IBGE, 1972

**Figura 10. Imagem Landsat - TM de 07/09/2**

#### 4. CONCLUSÕES

Por meio da técnica de mineração de dados, foi possível descobrir que, nos dois conjuntos de dados, padrões semelhantes se repetiram, tanto na melhor combinação quanto no incremento de bandas, desde que houvesse pelo menos uma banda do visível, infravermelho, NDVI e PCA.

A classificação de todas as possíveis combinações entre as 10 bandas avaliadas foi importante para verificar que existem outras possibilidades de bandas na classificação, além das tradicionais composições 2, 3, 4 e 3, 4, 5.

Em todos os grupos de melhores combinações que apresentaram os resultados variando de 3 a 10 bandas, esteve presente o índice NDVI, indicando que para este caso específico de relevo, vegetação e classes de mapeamento, este foi importante na obtenção de melhores resultados de exatidão e portanto deve ser utilizado em trabalhos de classificação de imagens.

#### REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALKIMIM, A. F. **Geoambientes, morfometria e solos da Bacia do rio Benevente**, ES. 2009. 109f. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, 2009.

BISHOP, Y. M.; FIENBERG, S. E.; HOLLAND, P. W. **Discrete multivariate analysis: Theory and practice**. New York: Springer, 2007. 557p.

BOULILA, W.; FARAH, I. R.; SAHEB ETTABA, K.; SOLAIMANB, B.; BEN GHÉZALA, H. A data mining based approach to predict spatiotemporal changes in satellite images. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 13, n. 3, p. 386-395, 2011.

CAMPBELL, J. B. **Introduction to Remote Sensing**. New York, The Guilford Press, 1987. 551 p.

CONGALTON, R. G.; GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices**. 2nd ed. Boca Raton, FL: CRC Press, 2009. 304p.

DUDA, O. R.; HART, P. E.; STORK, D. G. **Pattern classification**. 2nd ed. Toronto: John Wiley & Sons, Inc., 2001. 655p.

EIPHANIO, J. C. N.; LEONARDI, L.; FORMAGGIO, A. R. Relações entre parâmetros culturais e resposta espectral de cafezais. **Pesquisa Agropecuária Brasileira** v. 29, n. 3, p. 439-447, 1995.

FERREIRA, J. H. D.; OLIVEIRA, M. A.; VIERO, G. P.; FERREIRA, R. J. D.; PEREIRA, P. S.; SOUZA FILHO, E. E. Diferenciação da silvicultura e eucalipto e pinus na região da Bacia hidrográfica do Tibagi. **Revista Brasileira de Cartografia, Brasília**, v.63, n.2, p. 203-210, 2011.

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Mapeamento topográfico digital do Brasil**. Rio de Janeiro, 1999. Mapa topográfico. Escala 1:50.000.

IEMA. Instituto Estadual do Meio Ambiente do Estado do Espírito Santo. Fotografias aéreas ortorretificadas do Espírito Santo. Vitória, ES, 2007.

IEMA. Instituto Estadual do Meio Ambiente do Estado do Espírito Santo. **As águas do Rio Benevente**. Disponível em: <<http://www.iema.es.gov.br>>. Acesso em: 03 dez. 2012.

JÄHNE, B. **Digital image processing**. 5th ed. revised and extended. the Netherlands: Spring, 2002. 607p.

LANDIS, J. R; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data, Washington, USA. **Biometrics**, v. 33, n. 1, p. 159-174, 1977.

LILLESAND, T. M; KIEFER, R. W. & CHIPMAN, J. W. **Remote sensing and image interpretation**. 5th ed.. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2004. 763p.

MATHER, P & KOCH, M. **Computer processing of remotely-sensed images**. 4th ed.. New York: John Wiley & Sons, Inc., 2011. 434p.

MAYANAUX, P.; EVA, H.; BRINK, A.; ACHARD, F.; BELWARD, A. Remote Sensing of Land-Cover and Land-Use Dynamics. In: CHUVIECO, E. (Org.). **Earth observation of global change**. Cidade: Springer Library, 2008. 228 p.

MOREIRA, M. A.; ADAMI, M.; RUDORFF, B. F. T. Análise espectral e temporal da cultura do café em imagens Landsat. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.39, n.3, p.223-231, 2004.

NAIDOO, L.; CHO, M. A.; MATHIEU, R.; ASNER, G. Classification of savanna tree species, in the Greater Kruger National Park region, by integrating hyperspectral and LiDAR data in a Random Forest data mining environment. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v.69, p. 167-179, 2012.

OLIVEIRA, F. P.; FERNANDES FILHO, E. I.; SOARES, V. P.; SOUZA, A. L. Mapeamento de fragmentos florestais com monodominância de aroeira a partir da classificação supervisionada de imagens Rapid-eye. **Revista Árvore**, Viçosa-MG, v.37, n.1, p.151-161, 2013.

PINHO, C. M. D.; FONSECA, L. M. G.; KORTING, T. S; ALMEIDA, C. M. & KUX, H. J. H. Land-cover classification of an intra-urban environment using high-resolution images and object-based image analysis. **ISPRS International Journal of Remote Sensing**, v.33, n. 19, p. 5973-5995, 2012.

RADAMBRASIL. Ministério das Minas e Energia. Secretaria Geral. **Folhas SF 23/24 Rio de Janeiro/Vitória: geologia, geomorfologia, pedologia, vegetação e uso potencial da terra.** Projeto RADAMBRASIL. Rio de Janeiro, 1983.

RAMIREZ, G. M.; ZULLO JÚNIOR, J. Estimativa de parâmetros biofísicos de plantios de café a partir de imagens orbitais de alta resolução espacial. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v.30, n. 3, p. 468-479, 2010.

ROUSE, J. W. Jr.; HASS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: **Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium**, 3., 1973, Greenbelt. Proceedings..., Greenbelt: NASA SP-351, 1973. v. 1, p. 309-317.

SAADAT, H.; ADAMOWSKI, J.; BONNELL, R.; SHARIFI, F.; NAMDAR, M. Land use and land cover classification over a large area in Iran based on single date analysis of satellite imagery. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 66, n. 5, p. 608-619, 2011.

SCHNEIDER, A. Monitoring land cover change in urban and peri-urban areas using dense time stacks of Landsat satellite data and a data mining approach. **Remote Sensing of Environment**, v. 124, p. 689-704, 2012.

SWAIN P. H & DAVIS S. M. **Remote sensing: the quantitative approach**. New York: McGrawHill, 1978. 396 p.

THERRIEN, C. W. **Decision estimation and classification: an introduction to pattern recognition and related topics**. New York: John Wiley & Sons, 1989. p.217-218.

TSO, B & MATHER, P. **Classification methods for remotely sensed data**. 2nd. ed. Boca Raton, FL: CRC Press, 2009. 356p

VIEIRA, M. A.; FORMAGGIO, A. R.; RENNÓ, C. D.; ATZBERGER, C.; AGUIAR, D. A.; MELO, M. P. Object based image analysis and data mining applied to a remotely sensed Landsat time-series to map sugarcane over large areas. **Remote Sensing of Environment**, v. 123, p. 553-562, 2012.

USGS - United States Geological Survey. **Landsat 5 history**. Disponível em: <[http://landsat.usgs.gov/about\\_landsat5.php](http://landsat.usgs.gov/about_landsat5.php)>. Acesso em: 23 nov. 2012.

WANG, Z. X.; LIU, C.; HUETE, A. From AVHRRNDVI to MODIS-EVI: Advances in vegetation index research. **Acta Ecologica Sinica**, v.23, n.5, p. 979-988, 2003.

WITTEN, I. H & FRANK, E. **Data Mining Pratical Machine Learning Tools and Techniques**. Second Edition, Elsevier, São Francisco, CA, 558 p, 2005.

ZHOU, F.; ZHANG, A.; TOWNLEY-SMITH, L. A data mining approach for evaluation of optimal time-series of MODIS data for land cover mapping at a regional level. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v.84, p.114-129, 2013.

Diferença significativa entre os índices kappa – LTM05/2011

	LTM05/2010		LTM09/2011	
Classificação	Mineração	Kappa z	Mineração	Kappa z

1	b2b3b5b6b10	0.903	a	b2b3b5b8b9b10	0.883	a
2	b3b5b6b10	0.902	a	b1b2b3b5b8b10	0.883	a
3	b2b6b8b9b10	0.902	a	b1b2b3b4b6b7b8b9b10	0.883	a
4	b2b6b8b10	0.902	a	b2b3b4b5b9b10	0.882	a
5	b2b3b6b9b10	0.902	a	b1b2b3b6b7b8b9b10	0.882	a
6	b2b3b5b7b8	0.901	a	b2b3b5b8b10	0.882	a
7	b2b3b9b10	0.901	a	b2b3b4b5b7b10	0.882	a
8	b2b3b7b9b10	0.901	a	b1b2b3b5b7b8b9b10	0.881	a
9	b2b3b5b6b8	0.900	a	b1b2b3b4b5b7b9b10	0.881	a
10	b2b3b4b5b6	0.900	a	b2b3b4b5b7b9b10	0.881	a
11	b2b3b8b10	0.900	a	b1b2b3b4b5b9b10	0.881	a
12	b1b2b3b6b8b9b10	0.900	a	b1b3b4b5b6b9b10	0.881	a
13	b2b3b4b6b7	0.900	a	b1b3b5b6b8b9b10	0.881	a
14	b2b5b6b7b10	0.899	a	b1b2b3b4b9b10	0.881	a
15	b2b3b5b6b8b10	0.899	a	b1b2b3b4b5b10	0.881	a
16	b2b3b6b8b9	0.899	a	b2b3b4b5b6b10	0.881	a
17	b2b3b6b7b8	0.899	a	b2b3b4b5b7b8b10	0.881	a
18	b1b2b3b9b10	0.899	a	b1b2b3b5b8b9b10	0.881	a
19	b2b3b8b9b10	0.899	a	b2b3b5b7b8b10	0.881	a
20	b2b3b4b5b8	0.899	a	b1b2b3b5b6b8b9b10	0.881	a
21	b2b3b5b6b7	0.899	a	b2b3b4b5b8b10	0.881	a
22	b2b3b5b7b8b10	0.899	a	b1b2b3b8b9b10	0.880	a
23	b5b7b10	0.899	a	b1b3b5b8b9b10	0.880	a
24	b2b7b9b10	0.898	a	b1b2b3b4b5b7b10	0.880	a
25	b2b3b4b5b7	0.898	a	b1b2b3b4b5b6b9b10	0.880	a
26	b2b3b5b6b7b8b10	0.898	a	b3b5b7b8b9b10	0.880	a
27	b2b3b6b8b9b10	0.898	a	b2b3b4b5b6b8b10	0.880	a
28	b2b3b7b8b10	0.898	a	b2b3b5b6b8b10	0.880	a
29	b2b3b5b8b10	0.898	a	b2b3b4b5b10	0.880	a
30	b2b3b7b10	0.898	a	b1b3b4b5b9b10	0.879	a
31	b2b5b7b8b10	0.897	a	b1b2b3b5b7b8b10	0.879	a
32	b2b5b7b10	0.897	a	b2b3b5b7b8b9b10	0.879	a
33	b2b4b5b7b10	0.897	a	b1b3b5b8b10	0.879	a
34	b2b3b5b6b9b10	0.897	a	b1b2b3b4b7b10	0.879	a
35	b2b3b5b7	0.897	a	b1b2b3b4b6b7b9b10	0.879	a
36	b2b3b6b8b10	0.897	a	b2b3b4b5b6b9b10	0.879	a
37	b2b3b4b6b8	0.897	a	b2b3b8b9b10	0.879	a
38	b2b3b5b9b10	0.897	a	b1b2b3b4b5b6b8b9b10	0.879	a
39	b2b3b5b10	0.897	a	b1b3b6b7b9b10	0.879	a
40	b3b5b10	0.897	a	b1b3b5b6b7b9b10	0.879	a
41	b2b3b4b5	0.896	a	b1b2b3b5b7b9b10	0.879	a
42	b2b3b7b8b9b10	0.896	a	b3b4b7b9b10	0.879	a
43	b3b4b5b6	0.896	a	b1b3b4b8b9b10	0.879	a
44	b2b3b7b8	0.896	a	b3b5b7b10	0.879	a

LTM05/2010			LTM09/2011		
Classificação	Mineração	Kappa z	Mineração	Kappa z	
45	b1b2b3b6b9b10	0.896 a	b2b3b4b7b8b10	0.879	a
46	b2b3b4b6b7b8	0.896 a	b1b2b3b4b5b7b8b10	0.878	a

47	b3b4b5	0.896	a	b1b3b4b5b7b8b9b10	0.878	a
48	b3b6b7b10	0.896	a	b1b2b3b4b7b8b9b10	0.878	a
49	b3b5b6b7	0.896	a	b1b2b3b5b7b10	0.878	a
50	b1b2b6b8b9b10	0.896	a	b2b3b5b6b8b9b10	0.878	a
51	b1b2b6b8b10	0.896	a	b1b2b3b4b5b6b8b10	0.878	a
52	b2b3b4b5b7b8	0.896	a	b2b3b7b8b9b10	0.878	a
53	b2b3b6b7b8b10	0.896	a	b3b4b5b9b10	0.878	a
54	b4b5b10	0.895	a	b1b2b3b4b6b8b9b10	0.878	a
55	b3b5b6b8	0.895	a	b1b3b4b5b8b10	0.878	a
56	b2b3b5b8	0.895	a	b1b2b3b4b5b6b7b8b9b10	0.878	a
57	b3b5b8	0.895	a	b1b3b4b5b6b8b10	0.878	a
58	b2b3b4b5b6b7b10	0.895	a	b3b4b6b7b8b9b10	0.878	a
59	b2b3b5b6b7b8	0.895	a	b3b4b5b8b10	0.878	a
60	b2b3b4b6b9	0.895	a	b2b3b5b7b10	0.878	a
61	b2b3b5b7b10	0.895	a	b1b2b3b7b8b10	0.877	a
62	b1b2b3b6b8b10	0.895	a	b3b7b8b9b10	0.877	a
63	b2b3b5b7b9b10	0.895	a	b1b2b3b4b5b8b9b10	0.877	a
64	b3b7b10	0.895	a	b1b2b3b5b6b8b10	0.877	a
65	b2b3b8b9	0.895	a	b1b3b5b9b10	0.877	a
66	b2b4b6b7b10	0.895	a	b2b3b4b7b9b10	0.877	a
67	b1b3b5b9b10	0.895	a	b3b5b8b9b10	0.877	a
68	b3b5b6b7b8b10	0.895	a	b2b3b4b5b6b8b9b10	0.877	a
69	b1b2b3b7b8b9b10	0.895	a	b3b5b7b8b10	0.877	a
70	b2b3b4b5b6b8	0.895	a	b3b4b5b7b10	0.877	a
71	b1b2b3b6b7b9b10	0.895	a	b1b3b5b7b8b9b10	0.877	a
72	b3b4b6b7b8	0.895	a	b1b2b3b4b5b7b8b9b10	0.877	a
73	b1b2b3b5b7b10	0.895	a	b1b2b3b4b5b6b10	0.877	a
74	b3b5b7	0.895	a	b3b4b7b8b9b10	0.877	a
75	b3b5b7b10	0.895	a	b1b3b4b5b8b9b10	0.877	a
76	b1b2b3b7b10	0.895	a	b1b3b4b6b8b9b10	0.877	a
77	b2b5b6b7b8b9b10	0.894	a	b2b3b4b6b7b9b10	0.877	a
78	b2b3b4b8	0.894	a	b2b3b4b6b7b10	0.877	a
79	b2b3b4b5b6b7	0.894	a	b3b4b5b7b8b10	0.877	a
80	b5b6b7b10	0.894	a	b3b4b5b6b8b10	0.877	a
81	b2b3b4b7	0.894	a	b1b2b3b4b5b8b10	0.876	a
82	b2b3b4b9	0.894	a	b3b4b5b7b9b10	0.876	a
83	b1b3b5b7b8b9b10	0.894	a	b1b3b7b8b10	0.876	a
84	b1b2b3b6b8b9	0.894	a	b3b4b5b8b9b10	0.876	a
85	b1b3b5b6b7b8b9b10	0.894	a	b1b2b3b7b8b9b10	0.876	a
86	b3b6b9b10	0.894	a	b2b3b4b5b8b9b10	0.876	a
87	b2b3b4b7b9	0.894	a	b1b2b3b4b6b8b10	0.876	a
88	b2b3b6b7b10	0.894	a	b2b3b4b5b7b8b9b10	0.876	a
89	b2b3b4b6	0.894	a	b1b3b4b7b8b10	0.876	a
90	b2b3b4b7b9b10	0.894	a	b1b2b3b6b8b9b10	0.876	a

LTM05/2010			LTM09/2011			
Classificação	Mineração	Kappa	z	Mineração	Kappa	z
91	b2b3b4b5b7b9b10	0.894	a	b2b3b4b6b7b8b10	0.876	a
92	b1b3b6b7b9b10	0.894	a	b3b5b8b10	0.876	a

93	b1b2b3b5b6b7b10	0.894	a	b1b3b4b5b10	0.876	a
94	b1b2b3b5b6b7b8b10	0.894	a	b2b3b4b6b8b9b10	0.876	a
95	b3b4b6b7	0.894	a	b3b7b9b10	0.876	a
96	b3b4b5b6b7	0.894	a	b1b3b5b7b10	0.875	a
97	b1b2b3b4b5b8b10	0.894	a	b1b3b4b5b7b9b10	0.875	a
98	b2b3b7b9	0.894	a	b1b2b3b4b7b9b10	0.875	a
99	b2b4b5b7b9b10	0.894	a	b1b2b3b5b9b10	0.875	a
100	b1b2b5b7b10	0.894	a	b1b3b7b9b10	0.875	a
101	b2b6b8b9	0.894	a	b1b2b3b4b6b7b8b10	0.875	a
102	b1b2b3b8b9	0.894	a	b1b2b3b4b6b9b10	0.875	a
103	b2b3b5b6b7b10	0.894	a	b1b3b4b6b9b10	0.875	a
104	b2b3b5b7b8b9b10	0.894	a	b2b3b6b7b8b9b10	0.875	a
105	b1b2b3b6b10	0.894	a	b1b3b4b5b6b8b9b10	0.875	a
106	b2b3b5b6b7b8b9b10	0.894	a	b1b2b3b5b6b7b8b9b10	0.875	a
107	b1b2b3b5b7b8b10	0.894	a	b3b4b5b6b9b10	0.875	a
108	b1b2b5b9b10	0.894	a	b3b4b5b6b8b9b10	0.875	a
109	b1b2b3b4b6b9	0.894	a	b3b4b7b8b10	0.875	a
110	b2b6b7b9b10	0.894	a	b1b3b5b6b9b10	0.875	a
111	b2b3b5b6b7b9b10	0.894	a	b1b2b3b6b7b9b10	0.875	a
112	b2b3b6b10	0.894	a	b1b3b6b8b9b10	0.875	a
113	b1b2b3b5b7b8b9b10	0.894	a	b1b2b3b5b6b7b10	0.875	a
114	b1b2b6b7b9b10	0.894	a	b1b2b3b4b7b8b10	0.875	a
115	b1b2b3b7b9b10	0.894	a	b2b3b4b6b7b8b9b10	0.875	a
116	b1b2b3b6b7b8b10	0.894	a	b1b3b4b7b10	0.875	a
117	b3b6b7b8	0.894	a	b3b5b6b8b9b10	0.875	a
118	b2b3b4b5b8b9b10	0.894	a	b1b3b4b6b7b8b10	0.875	a
119	b1b2b3b5b10	0.894	a	b1b3b5b7b8b10	0.875	a
120	b1b3b5b6b8b10	0.894	a	b3b4b6b8b9b10	0.875	a
121	b2b3b4b8b9b10	0.894	a	b2b3b4b9b10	0.875	a
122	b2b3b4b5b8b10	0.894	a	b3b4b5b10	0.875	a
123	b2b3b4b6b7b9b10	0.894	a	b1b3b5b6b7b10	0.874	a
124	b1b3b5b7b10	0.894	a	b1b2b3b4b8b9b10	0.874	a
125	b1b3b7b9b10	0.894	a	b1b2b3b5b6b9b10	0.874	a
126	b2b8b10	0.893	a	b3b4b5b7b8b9b10	0.874	a
127	b2b5b6b8b10	0.893	a	b3b6b7b8b9b10	0.874	a
128	b2b3b4b5b8b9	0.893	a	b1b2b4b5b7b9b10	0.874	a
129	b2b6b7b8b10	0.893	a	b1b3b7b8b9b10	0.874	a
130	b2b4b5b6b10	0.893	a	b1b3b4b5b7b10	0.874	a
131	b2b5b6b7b9b10	0.893	a	b2b3b6b7b8b10	0.874	a
132	b2b3b7b8b9	0.893	a	b1b3b4b6b7b8b9b10	0.874	a
133	b3b5b8b10	0.893	a	b2b3b4b8b9b10	0.874	a
134	b3b5b7b8b10	0.893	a	b3b4b6b7b9b10	0.874	a
135	b2b3b6b7b8b9b10	0.893	a	b2b3b5b7b9b10	0.874	a
136	b1b2b3b4b8b9	0.893	a	b1b2b3b5b6b7b9b10	0.873	a

LTM05/2010			LTM09/2011			
Classificação	Mineração	Kappa	z	Mineração	Kappa	z
137	b2b3b6b7b9	0.893	a	b1b2b3b6b7b8b10	0.873	a
138	b2b3b5b6b8b9b10	0.893	a	b1b2b3b4b5b6b7b9b10	0.873	a

139	b3b4b6b8	0.893	a	b1b3b4b7b9b10	0.873	a
140	b2b3b4b5b10	0.893	a	b1b3b4b5b6b7b8b10	0.873	a
141	b1b3b5b6b7b9b10	0.893	a	b1b2b3b4b6b7b10	0.873	a
142	b3b4b7	0.893	a	b2b3b4b7b8b9b10	0.873	a
143	b1b2b3b4b7b8b9	0.893	a	b1b3b4b6b7b9b10	0.873	a
144	b3b5b7b8	0.893	a	b3b4b5b6b7b8b10	0.873	a
145	b1b2b3b6b7b9	0.893	a	b2b3b7b8b10	0.873	a
146	b3b4b5b7b8	0.893	a	b2b3b4b7b10	0.873	a
147	b1b2b3b6b7b10	0.893	a	b3b6b7b9b10	0.873	a
148	b1b3b5b7b9b10	0.893	a	b1b3b4b5b7b8b10	0.873	a
149	b3b6b7b9b10	0.893	a	b1b2b4b5b7b8b9b10	0.873	a
150	b1b3b5b6b7b10	0.893	a	b1b2b3b4b8b10	0.873	a
151	b1b3b5b6b7b8b10	0.893	a	b2b3b4b5b6b7b8b10	0.873	a
152	b3b7b9b10	0.893	a	b1b3b4b5b6b7b8b9b10	0.873	a
153	b2b4b5b8b10	0.893	a	b2b3b5b6b7b10	0.873	a
154	b2b5b7b9b10	0.893	a	b1b3b4b5b6b10	0.873	a
155	b2b5b6b7b8b10	0.893	a	b3b5b7b9b10	0.872	a
156	b2b3b4b7b8b9	0.892	a	b1b3b5b6b8b10	0.872	a
157	b3b6b8b10	0.892	a	b1b3b4b6b7b10	0.872	a
158	b1b2b3b5b6b9	0.892	a	b3b4b8b9b10	0.872	a
159	b1b2b4b6b9b10	0.892	a	b3b4b6b7b8b10	0.872	a
160	b1b3b4b8b9	0.892	a	b2b3b6b8b9b10	0.872	a
161	b1b2b6b8b9	0.892	a	b1b3b6b7b10	0.872	a
162	b2b3b6b7b9b10	0.892	a	b1b3b5b7b9b10	0.871	a
163	b1b3b5b8b9b10	0.892	a	b2b3b5b6b7b8b10	0.871	a
164	b2b3b4b6b7b9	0.892	a	b2b3b4b5b6b7b10	0.871	a
165	b2b3b4b7b8	0.892	a	b1b3b6b7b8b9b10	0.871	a
166	b1b3b8b9b10	0.892	a	b4b7b8b10	0.871	a
167	b2b3b4b5b6b7b8b10	0.892	a	b2b3b5b6b7b9b10	0.871	a
168	b1b3b6b8b9b10	0.892	a	b1b3b6b7b8b10	0.871	a
169	b1b2b3b4b9	0.892	a	b3b5b6b7b10	0.871	a
170	b3b4b5b7	0.892	a	b3b4b5b6b7b10	0.871	a
171	b1b3b5b8b10	0.892	a	b3b5b9b10	0.871	a
172	b1b3b4b6b9	0.892	a	b3b5b6b7b9b10	0.871	a
173	b3b4b5b6b7b10	0.892	a	b1b3b8b9b10	0.871	a
174	b1b3b6b7b8b10	0.892	a	b2b3b4b5b6b7b9b10	0.871	a
175	b1b3b4b6b8b10	0.892	a	b1b3b4b5b6b7b9b10	0.871	a
176	b1b3b9b10	0.892	a	b3b5b6b7b8b10	0.871	a
177	b1b3b5b10	0.892	a	b1b3b5b6b7b8b9b10	0.871	a
178	b1b3b4b5b6b10	0.892	a	b1b3b4b5b6b7b10	0.871	a
179	b2b8b9b10	0.892	a	b1b3b4b9b10	0.871	a
180	b2b4b7b8b9b10	0.892	a	b1b2b3b5b6b7b8b10	0.871	a
181	b3b8b10	0.892	a	b3b4b5b6b10	0.871	a
182	b2b4b5b6b8b10	0.892	a	b4b5b7b8b9b10	0.870	a

LTM05/2010			LTM09/2011			
Classificação	Mineração	Kappa	z	Mineração	Kappa	z
183	b2b4b7b9b10	0.892	a	b1b2b3b5b10	0.870	a
184	b2b3b4b5b6b8b9	0.892	a	b4b5b8b10	0.870	a

185	b1b3b4b5b6b8b9	0.892	a	b1b2b3b7b9b10	0.870	a
186	b1b5b7b10	0.892	a	b1b2b5b7b8b9b10	0.870	a
187	b1b4b6b7b9b10	0.892	a	b1b4b8b9b10	0.870	a
188	b2b3b5b8b9b10	0.892	a	b1b2b4b5b6b7b9b10	0.870	a
189	b1b2b3b5b6b8b10	0.892	a	b1b2b4b5b9b10	0.870	a
190	b1b2b4b9b10	0.892	a	b1b7b8b10	0.870	a
191	b1b3b5b6b8b9b10	0.892	a	b2b3b5b10	0.869	a
192	b2b3b4b5b7b10	0.892	a	b1b2b4b5b6b7b8b9b10	0.869	a
193	b3b7b8	0.892	a	b1b3b4b7b8b9b10	0.869	a
194	b2b4b6b9b10	0.892	a	b2b3b4b6b9b10	0.869	a
195	b1b2b3b5b9b10	0.892	a	b5b7b8b10	0.869	a
196	b1b3b5b7b8b10	0.892	a	b1b2b4b5b6b9b10	0.869	a
197	b1b3b4b7b8	0.892	a	b1b2b3b6b8b10	0.869	a
198	b1b2b3b4b8b9b10	0.892	a	b1b2b3b4b5b6b7b10	0.869	a
199	b2b3b4b5b7b8b10	0.892	a	b2b3b4b5b6b7b8b9b10	0.869	a
200	b1b2b3b4b7b9	0.892	a	b2b3b5b6b7b8b9b10	0.869	a
201	b3b5b6b7b9b10	0.892	a	b2b3b4b6b8b10	0.869	a
202	b1b2b3b7b9	0.892	a	b3b4b7b10	0.868	a
203	b2b3b4b5b9b10	0.892	a	b4b5b7b9b10	0.868	a
204	b1b3b6b8b9	0.892	a	b3b6b7b10	0.868	a
205	b2b3b4b6b8b9b10	0.892	a	b2b3b6b7b10	0.868	a
206	b2b3b4b5b6b8b9b10	0.892	a	b4b5b7b10	0.868	a
207	b1b2b3b8b10	0.892	a	b1b4b7b10	0.868	a
208	b1b2b3b4b6b8b10	0.892	a	b1b4b5b7b8b10	0.868	a
209	b1b5b9b10	0.892	a	b1b2b4b6b7b9b10	0.868	a
210	b1b2b3b4b7b8b10	0.892	a	b1b2b3b4b6b10	0.868	a
211	b1b3b6b9b10	0.892	a	b1b2b3b4b5b6b7b8b10	0.868	a
212	b1b3b4b5b6b7b10	0.892	a	b3b5b6b7b8b9b10	0.868	a
213	b1b7b9b10	0.892	a	b3b4b5b6b7b9b10	0.868	a
214	b2b4b5b10	0.891	a	b3b4b5b6b7b8b9b10	0.868	a
215	b2b4b5b6b7b10	0.891	a	b1b2b5b8b9b10	0.868	a
216	b1b3b4b5b8b9	0.891	a	b5b7b8b9b10	0.868	a
217	b1b2b7b8b9b10	0.891	a	b3b5b6b9b10	0.868	a
218	b1b3b5b6b9b10	0.891	a	b1b2b3b7b10	0.868	a
219	b2b3b4b5b7b8b9	0.891	a	b1b4b8b10	0.868	a
220	b2b3b4b5b7b9	0.891	a	b1b4b5b7b10	0.867	a
221	b3b5b8b9b10	0.891	a	b1b2b4b5b7b10	0.867	a
222	b1b3b4b5b7b8b9	0.891	a	b1b2b5b7b8b10	0.867	a
223	b2b4b9b10	0.891	a	b1b4b7b8b10	0.867	a
224	b3b7b8b10	0.891	a	b3b5b6b8b10	0.867	a
225	b3b4b5b9	0.891	a	b1b3b5b6b7b8b10	0.867	a
226	b2b3b4b8b10	0.891	a	b2b3b4b8b10	0.867	a
227	b1b2b3b5b8b9b10	0.891	a	b3b7b8b10	0.867	a
228	b2b3b4b6b8b10	0.891	a	b1b4b5b6b10	0.867	a

LTM05/2010			LTM09/2011		
Classificação	Mineração	Kappa z	Mineração	Kappa z	
229	b3b5b6b7b10	0.891 a	b4b7b9b10	0.867	a
230	b1b2b7b9b10	0.891 a	b2b3b4b5	0.867	a

231	b1b3b4b6b7b8	0.891	a	b1b5b8b10	0.867	a
232	b2b3b4b5b6b7b9b10	0.891	a	b1b3b4b8b10	0.867	a
233	b1b6b7b9b10	0.891	a	b2b3b9b10	0.867	a
234	b1b4b5b6b7b9	0.891	a	b1b2b4b7b9b10	0.867	a
235	b1b3b4b5b6b7	0.891	a	b1b2b4b5b6b8b9b10	0.867	a
236	b1b3b4b6b9b10	0.891	a	b1b2b4b6b7b8b9b10	0.867	a
237	b1b2b3b4b6b9b10	0.891	a	b3b6b8b9b10	0.867	a
238	b1b3b6b8b10	0.891	a	b3b4b6b7b10	0.867	a
239	b1b3b7b9	0.891	a	b2b3b8b9	0.866	a
240	b2b4b5b6b7b8b9b10	0.891	a	b4b5b7b8b10	0.866	a
241	b2b4b6b8b10	0.891	a	b1b4b5b8b10	0.866	a
242	b1b2b3b5b9	0.891	a	b1b2b4b5b7b8b10	0.866	a
243	b1b2b4b8b9b10	0.891	a	b1b3b4b6b8b10	0.866	a
244	b2b3b5b7b8b9	0.891	a	b4b8b9b10	0.866	a
245	b1b3b4b5b6b9	0.891	a	b1b2b5b6b8b9b10	0.866	a
246	b2b3b4b8b9	0.891	a	b1b5b7b8b10	0.866	a
247	b1b2b3b7b8b9	0.891	a	b2b3b6b8b10	0.866	a
248	b3b5b6b8b10	0.891	a	b2b3b4b6b10	0.866	a
249	b1b2b3b5b6b8b9b10	0.891	a	b1b5b6b8b10	0.866	a
250	b3b5b6b8b9b10	0.891	a	b2b3b5b8	0.866	a
251	b2b4b6b9	0.891	a	b1b2b3b9b10	0.866	a
252	b4b7b10	0.891	a	b4b7b8b9b10	0.865	a
253	b3b6b7b8b9b10	0.891	a	b2b3b6b7b9b10	0.865	a
254	b1b3b6b7b8b9b10	0.891	a	b2b4b5b9b10	0.865	a
255	b2b3b4b6b7b10	0.891	a	b4b5b10	0.865	a
256	b1b2b5b7b8b9	0.891	a	b1b2b4b5b8b9b10	0.865	a
257	b2b3b4b6b7b8b9	0.891	a	b3b6b7b8b10	0.865	a
258	b1b2b3b4b7b9b10	0.891	a	b2b3b5b6b10	0.865	a
259	b1b4b5b8b9	0.891	a	b7b8b9b10	0.865	a
260	b1b3b4b7b8b9	0.891	a	b4b5b9b10	0.865	a
261	b1b4b7b8b9	0.891	a	b4b6b9b10	0.865	a
262	b3b4b5b10	0.891	a	b1b4b5b10	0.865	a
263	b1b2b3b8b9b10	0.891	a	b1b2b3b6b7b10	0.865	a
264	b3b4b7b9	0.891	a	b1b2b4b7b8b9b10	0.865	a
265	b2b3b4b7b8b9b10	0.891	a	b2b5b7b8b9b10	0.865	a
266	b3b5b6b7b8b9b10	0.891	a	b2b4b5b7b8b10	0.865	a
267	b1b2b3b4b5b7b10	0.891	a	b1b2b5b6b7b8b9b10	0.865	a
268	b3b5b7b9b10	0.891	a	b2b3b5b9b10	0.865	a
269	b1b3b4b5b6b7b9b10	0.891	a	b3b4b6b8b10	0.865	a
270	b1b3b7b8b10	0.891	a	b1b3b4b5b8	0.864	a
271	b1b3b6b7b9	0.890	a	b1b2b3b5b7b9	0.864	a
272	b1b3b4b9	0.890	a	b1b4b6b8b9b10	0.864	a
273	b1b2b3b4b6b7b10	0.890	a	b5b8b9b10	0.864	a
274	b3b4b7b9b10	0.890	a	b1b2b3b8b10	0.864	a

LTM05/2010			LTM09/2011		
Classificação	Mineração	Kappa z	Mineração	Kappa z	
275	b1b2b3b4b5b6b8b10	0.890 a	b3b4b6b9b10	0.864	a
276	b1b3b4b6b7b8b10	0.890 a	b4b5b6b9b10	0.864	a

277	b1b3b4b6b7b10	0.890	a	b4b5b6b10	0.864	a
278	b2b5b9b10	0.890	a	b1b2b3b5b6b10	0.863	a
279	b2b4b5b7b8b9b10	0.890	a	b1b2b4b5b6b7b10	0.863	a
280	b1b2b8b9b10	0.890	a	b1b4b5b7b8b9b10	0.863	a
281	b1b2b5b6b7b10	0.890	a	b1b4b7b8b9b10	0.863	a
282	b2b4b7b10	0.890	a	b5b7b10	0.863	a
283	b2b3b5b7b9	0.890	a	b1b5b8b9b10	0.863	a
284	b1b3b5b6b8b9	0.890	a	b1b4b5b8b9b10	0.863	a
285	b1b3b5b6b7b9	0.890	a	b2b5b7b10	0.863	a
286	b2b3b6b8	0.890	a	b5b6b8b9b10	0.863	a
287	b3b4b5b8	0.890	a	b1b6b8b9b10	0.863	a
288	b2b3b4b5b6b7b8b9	0.890	a	b1b5b7b10	0.863	a
289	b1b4b5b7b9	0.890	a	b5b6b7b9b10	0.863	a
290	b1b2b3b4b5b8	0.890	a	b6b8b9b10	0.863	a
291	b2b3b4b7b10	0.890	a	b5b6b8b10	0.863	a
292	b3b6b7b8b10	0.890	a	b4b5b6b7b9b10	0.863	a
293	b1b4b8b9	0.890	a	b1b3b4b5	0.863	a
294	b1b4b5b6b7	0.890	a	b4b5b8b9b10	0.863	a
295	b1b5b8b9	0.890	a	b2b3b7b10	0.863	a
296	b1b2b3b6b8	0.890	a	b2b4b5b7b8b9b10	0.863	a
297	b1b2b4b5b7b9	0.890	a	b1b2b6b7b8b9b10	0.863	a
298	b1b3b5b7b9	0.890	a	b1b7b8b9b10	0.863	a
299	b1b3b4b5b7b8	0.890	a	b2b5b7b8b10	0.863	a
300	b2b3b4b5b6b7b8	0.890	a	b2b3b5b7	0.863	a
301	b1b2b3b7b8b10	0.890	a	b2b5b7b9b10	0.863	a
302	b1b2b3b5b8b10	0.890	a	b2b3b6b9b10	0.863	a
303	b1b3b4b6b7b9	0.890	a	b1b2b5b8b9	0.862	a
304	b3b4b5b7b8b9	0.890	a	b1b2b4b7b9	0.862	a
305	b1b2b3b4b5b6b8	0.890	a	b1b4b6b7b10	0.862	a
306	b1b2b3b4b8b10	0.890	a	b4b6b7b8b9b10	0.862	a
307	b1b3b4b7b9b10	0.890	a	b4b5b6b8b9b10	0.862	a
308	b1b3b8b9	0.890	a	b1b2b3b4b5	0.862	a
309	b1b2b3b4b5b7b8b10	0.890	a	b1b2b3b4b5b7b9	0.862	a
310	b1b2b3b4b9b10	0.890	a	b1b2b3b5b7b8b9	0.862	a
311	b1b3b4b5b6b9b10	0.890	a	b1b2b3b6b9b10	0.862	a
312	b3b4b5b6b9b10	0.890	a	b1b2b3b4b5b9	0.862	a
313	b1b3b4b5b7b9b10	0.890	a	b2b3b4b5b7b8	0.862	a
314	b1b2b3b4b6b7b8b10	0.890	a	b3b4b8b9	0.862	a
315	b1b3b5b6b10	0.890	a	b1b4b6b7b8b9b10	0.862	a
316	b3b5b9b10	0.890	a	b1b4b5b6b8b9b10	0.862	a
317	b1b3b4b7b8b10	0.890	a	b1b5b7b8b9b10	0.862	a
318	b2b5b8b10	0.890	a	b3b5b7	0.862	a
319	b5b6b7b8b9b10	0.889	a	b2b8b9b10	0.862	a
320	b2b5b7b8b9b10	0.889	a	b1b2b4b5b9	0.862	a

LTM05/2010			LTM09/2011		
Classificação	Mineração	Kappa z	Mineração	Kappa z	
321	b2b4b5b6b7b8b10	0.889 a	b1b5b6b7b10	0.862	a
322	b1b2b8b10	0.889 a	b1b2b5b7b8b9	0.862	a

323	b2b3b5b6b8b9	0.889	a	b4b6b7b9b10	0.862	a
324	b2b6b7b8b9b10	0.889	a	b2b3b4b9	0.862	a
325	b4b5b6b7b8b9b10	0.889	a	b1b3b5b7b9	0.862	a
326	b1b2b4b5b7b8b10	0.889	a	b3b4b5	0.862	a
327	b5b7b8b10	0.889	a	b2b5b6b8b9b10	0.861	a
328	b1b2b5b6b8b9b10	0.889	a	b2b3b5b7b8	0.861	a
329	b2b3b4b5b6b7b9	0.889	a	b2b4b5b7b9b10	0.861	a
330	b2b3b5b6b7b8b9	0.889	a	b2b4b5b8b9b10	0.861	a
331	b1b2b5b7b8b10	0.889	a	b1b4b5b6b7b10	0.861	a
332	b1b2b4b5b7b10	0.889	a	b2b3b5b6b9b10	0.861	a
333	b4b5b7b10	0.889	a	b2b4b5b8b10	0.861	a
334	b3b4b5b8b9	0.889	a	b2b5b8b9b10	0.861	a
335	b2b4b6b7b9b10	0.889	a	b2b4b7b8b9b10	0.861	a
336	b1b2b3b4b5b8b9	0.889	a	b2b3b5b7b9	0.861	a
337	b1b4b5b6b7b10	0.889	a	b1b2b7b8b9b10	0.861	a
338	b3b4b5b6b8b9	0.889	a	b1b5b6b7b8b10	0.861	a
339	b3b5b6b7b8b9	0.889	a	b1b4b5b6b9b10	0.861	a
340	b1b2b3b4b6	0.889	a	b2b3b7b9b10	0.861	a
341	b3b5b7b8b9	0.889	a	b3b4b8b10	0.861	a
342	b1b3b4b5b9	0.889	a	b1b4b6b10	0.861	a
343	b3b5b7b9	0.889	a	b1b2b4b5b8b9	0.861	a
344	b2b3b4b5b9	0.889	a	b1b5b6b7b9b10	0.861	a
345	b3b4b8	0.889	a	b1b3b5b8	0.861	a
346	b1b4b7b9	0.889	a	b4b5b6b7b10	0.861	a
347	b1b3b7b8b9b10	0.889	a	b1b3b5b6b7b8	0.861	a
348	b1b2b3b5b8	0.889	a	b1b8b9b10	0.861	a
349	b1b4b5b6b7b9b10	0.889	a	b1b4b9b10	0.861	a
350	b1b7b8b9	0.889	a	b1b2b5b6b7b8b10	0.861	a
351	b1b2b3b4b5	0.889	a	b1b4b5b6b7b8b10	0.861	a
352	b2b3b4b5b6b10	0.889	a	b1b4b5b6b7b8b9b10	0.861	a
353	b3b4b5b6b7b8b9	0.889	a	b1b2b4b5b7b8b9	0.860	a
354	b4b5b6b7	0.889	a	b1b2b4b5b7b9	0.860	a
355	b1b5b7b8b9	0.889	a	b1b3b9b10	0.860	a
356	b4b5b6b7b10	0.889	a	b1b3b7b10	0.860	a
357	b2b3b4b7b8b10	0.889	a	b1b2b3b4b5b7b8b9	0.860	a
358	b1b2b4b5b6b9	0.889	a	b4b6b7b10	0.860	a
359	b3b5b6b7b8	0.889	a	b2b3b5b8b9	0.860	a
360	b1b3b4b5b7b8b9b10	0.889	a	b3b4b7	0.860	a
361	b1b3b5b7b8	0.889	a	b1b4b6b9b10	0.860	a
362	b3b4b7b8	0.889	a	b3b4b7b8	0.860	a
363	b1b2b4b6b7b9	0.889	a	b1b3b4b9	0.860	a
364	b1b3b5b8	0.889	a	b1b3b5b10	0.860	a
365	b3b4b8b9b10	0.889	a	b1b2b5b7b9b10	0.860	a
366	b1b3b5b7	0.889	a	b1b2b3b5b6b8b9	0.860	a

LTM05/2010			LTM09/2011		
Classificação	Mineração	Kappa z	Mineração	Kappa z	
367	b3b4b5b8b9b10	0.889 a	b2b3b4b5b7	0.860	a
368	b1b2b3b4b5b10	0.889 a	b2b4b5b6b8b9b10	0.860	a

369	b1b2b3b4b7	0.889	a	b1b2b4b8b9b10	0.860	a
370	b1b3b6b7b10	0.889	a	b1b2b4b5b6b7b8b10	0.860	a
371	b1b2b3b4b5b6b7b10	0.889	a	b1b4b6b7b9b10	0.860	a
372	b1b2b3b4b5b6b7b8b10	0.889	a	b1b5b6b8b9b10	0.860	a
373	b1b3b4b5b6b8b10	0.889	a	b1b4b5b9b10	0.860	a
374	b2b5b8b9b10	0.889	a	b1b6b7b8b9b10	0.860	a
375	b2b7b8b9b10	0.889	a	b2b3b8b10	0.860	a
376	b4b7b8b10	0.889	a	b3b4b9b10	0.860	a
377	b5b7b9b10	0.889	a	b1b6b7b8b10	0.860	a
378	b1b2b5b6b7b8b10	0.889	a	b1b3b4b7	0.860	a
379	b2b8b9	0.889	a	b3b4b5b8	0.860	a
380	b1b4b5b8b9b10	0.889	a	b1b2b3b4b7	0.860	a
381	b2b3b4b5b6b9	0.889	a	b1b3b7b8	0.860	a
382	b3b5b6b8b9	0.889	a	b1b2b3b5b8	0.860	a
383	b3b4b5b6b9	0.889	a	b1b2b3b5b8b9	0.860	a
384	b4b5b7b8b10	0.889	a	b1b3b4b8b9	0.860	a
385	b1b2b5b7b8b9b10	0.889	a	b1b3b4b5b6b7	0.860	a
386	b2b3b6b7b8b9	0.889	a	b1b2b3b8b9	0.860	a
387	b1b4b5b9b10	0.889	a	b1b3b4b5b6b8	0.860	a
388	b2b4b5b7b8b10	0.889	a	b5b6b7b8b10	0.860	a
389	b1b2b3b5b7b8b9	0.889	a	b1b3b5b6b10	0.860	a
390	b2b3b5b8b9	0.889	a	b3b7b8b9	0.860	a
391	b3b4b5b7b9	0.889	a	b1b2b6b8b9b10	0.860	a
392	b1b3b4b5b7b9	0.889	a	b1b4b5b6b8b10	0.859	a
393	b1b4b5b6b7b8b10	0.889	a	b2b4b7b9b10	0.859	a
394	b1b2b3b4b5b7b9	0.889	a	b1b4b7b9b10	0.859	a
395	b1b2b3b4b5b7b8	0.889	a	b1b2b5b7b10	0.859	a
396	b1b2b5b6b7b9b10	0.889	a	b2b4b5b10	0.859	a
397	b1b2b4b5b8b9	0.889	a	b1b3b4b5b7b8	0.859	a
398	b3b5b8b9	0.889	a	b3b5b7b8	0.859	a
399	b1b4b5b9	0.889	a	b6b7b8b9b10	0.859	a
400	b2b3b4b6b7b8b9b10	0.889	a	b3b5b8b9	0.859	a
401	b1b2b3b5b7	0.889	a	b5b6b7b8b9b10	0.859	a
402	b1b2b5b6b9b10	0.889	a	b1b3b4b5b6	0.859	a
403	b1b2b3b4b5b6b8b9	0.889	a	b1b2b3b4b9	0.859	a
404	b1b2b4b5b9	0.889	a	b1b5b9b10	0.859	a
405	b1b3b4b8	0.889	a	b2b3b4b7	0.859	a
406	b1b2b3b5b6b7b8b9b10	0.889	a	b1b3b4b5b6b7b8	0.859	a
407	b1b4b5b7b8b9	0.889	a	b2b3b4b5b9	0.859	a
408	b1b3b4b8b9b10	0.889	a	b1b2b5b9b10	0.859	a
409	b2b3b4b5b6b9b10	0.889	a	b2b3b4b5b6b7	0.859	a
410	b2b3b4b5b6b8b10	0.889	a	b2b3b5b6b7b8	0.859	a
411	b1b3b4b5b6	0.889	a	b1b2b3b5b6b7b9	0.859	b
412	b1b3b4b6b7	0.889	a	b2b3b4b8b9	0.859	b

LTM05/2010			LTM09/2011		
Classificação	Mineração	Kappa z	Mineração	Kappa z	
413	b1b3b5b6b7	0.889 a	b2b4b5b6b9b10	0.859	b
414	b1b3b4b5b8b9b10	0.889 a	b1b4b5b7b9b10	0.859	b

415	b1b3b5b6b8	0.889	a	b4b7b10	0.859	b
416	b1b3b4b5	0.889	a	b2b4b7	0.858	b
417	b1b3b4b5b10	0.889	a	b1b6b7b9b10	0.858	b
418	b3b4b5b7b8b9b10	0.889	a	b3b4b5b6b7b9	0.858	b
419	b3b4b5b6b8b9b10	0.889	a	b3b4b5b7b8	0.858	b
420	b1b3b4b7	0.889	a	b3b4b5b6b7b8b9	0.858	b
421	b1b3b4b5b8b10	0.889	a	b1b3b4b5b7	0.858	b
422	b1b3b4b7b10	0.889	a	b1b2b5b7b8	0.858	b
423	b1b6b8b9b10	0.888	a	b3b7b8	0.858	b
424	b2b4b8b10	0.888	a	b1b2b4b5b6b7	0.858	b
425	b2b7b8b10	0.888	a	b1b3b7b9	0.858	b
426	b1b2b4b5b6b7b10	0.888	a	b3b4b7b9	0.858	b
427	b4b6b7b8b10	0.888	a	b1b3b4b5b6b7b8b9	0.858	b
428	b1b2b4b6b8b9b10	0.888	a	b1b3b8b9	0.858	b
429	b1b2b4b5b8b10	0.888	a	b1b3b5b8b9	0.858	b
430	b1b2b4b7b8b10	0.888	a	b4b6b8b9b10	0.858	b
431	b3b8b9b10	0.888	a	b1b2b8b9b10	0.858	b
432	b1b5b8b9b10	0.888	a	b1b2b4b9b10	0.858	b
433	b1b2b6b7b8b9b10	0.888	a	b1b3b6b8b10	0.858	b
434	b2b4b9	0.888	a	b2b5b6b7b9b10	0.858	b
435	b4b5b6b10	0.888	a	b1b2b4b5b10	0.858	b
436	b1b2b3b5b6b7b9	0.888	a	b5b7b9b10	0.858	b
437	b1b5b6b7b8b9b10	0.888	a	b1b2b5b8b10	0.858	b
438	b1b2b4b5b10	0.888	a	b2b4b7b8b10	0.858	b
439	b1b2b3b4b5b7b8b9	0.888	a	b6b9b10	0.858	b
440	b2b4b5b8b9	0.888	a	b1b5b6b7b8b9b10	0.858	b
441	b2b4b5b6b7	0.888	a	b2b5b8b10	0.858	b
442	b1b2b3b4b5b7	0.888	a	b1b2b7b8b9	0.858	b
443	b3b4b7b8b9	0.888	a	b3b5b6b10	0.858	b
444	b2b4b6b10	0.888	a	b1b2b3b6b10	0.858	b
445	b1b4b6b9b10	0.888	a	b3b4b5b7	0.858	b
446	b3b5b6b9b10	0.888	a	b1b3b4b7b8	0.858	b
447	b2b4b5b7b9	0.888	a	b2b3b7b8	0.858	b
448	b1b3b4b6b7b8b9	0.888	a	b1b3b6b7b8	0.858	b
449	b1b3b4b5b8	0.888	a	b4b5b8	0.858	b
450	b1b3b7b8b9	0.888	a	b1b2b3b5b7b8	0.858	b
451	b3b7b8b9b10	0.888	a	b1b2b3b4b7b9	0.858	b
452	b1b4b9b10	0.888	a	b1b2b4b5b7	0.858	b
453	b1b2b4b7b9	0.888	a	b1b2b3b5b7	0.858	b
454	b1b2b4b7b9b10	0.888	a	b1b3b5b7	0.858	b
455	b1b2b3b5b6b10	0.888	a	b2b3b7b8b9	0.858	b
456	b1b3b4b5b7	0.888	a	b2b3b4b7b9	0.857	b
457	b1b2b3b4b7b10	0.888	a	b2b3b5b6b7	0.857	b
458	b1b3b4b5b6b7b8	0.888	a	b2b4b5b7b10	0.857	b

LTM05/2010			LTM09/2011		
Classificação	Mineração	Kappa z	Mineração	Kappa z	
459	b1b2b4b5b6b8b9	0.888 a	b2b6b7b8b9b10	0.857	b
460	b1b3b4b6b7b9b10	0.888 a	b2b4b5b6b7b8b9b10	0.857	b

461	b1b3b4b5b9b10	0.888	a	b2b4b8b9b10	0.857	b
462	b3b4b5b8b10	0.888	a	b2b6b8b9b10	0.857	b
463	b1b2b5b6b8b9	0.888	a	b2b4b9b10	0.857	b
464	b1b3b4b7b8b9b10	0.888	a	b2b4b5	0.857	b
465	b1b3b7b8	0.888	a	b5b8b9	0.857	b
466	b1b2b6b7b8b9	0.888	a	b4b5b9	0.857	b
467	b3b4b5b6b7b8	0.888	a	b1b5b6b9b10	0.857	b
468	b3b4b5b7b10	0.888	a	b3b4b5b7b9	0.857	b
469	b1b2b3b5b6b7b9b10	0.888	a	b1b3b6b9b10	0.857	b
470	b1b3b4b6b8b9b10	0.888	a	b1b3b4b6b7b8	0.857	b
471	b1b3b6b7b8	0.888	a	b1b3b4b6b7	0.857	b
472	b1b2b3b4b5b6b10	0.888	a	b1b2b3b4b5b7	0.857	b
473	b1b3b4b8b10	0.888	a	b4b5b7b8	0.857	b
474	b1b3b4b9b10	0.888	a	b1b7b9b10	0.857	b
475	b1b3b7b10	0.888	a	b1b2b5b6b7b8	0.857	b
476	b3b4b6b7b9b10	0.888	a	b1b2b3b7b8b9	0.857	b
477	b5b8b9b10	0.888	a	b1b2b3b4b5b6b7b8b9	0.857	b
478	b2b5b6b8b9b10	0.888	a	b2b3b5b7b8b9	0.857	b
479	b6b7b8b10	0.888	a	b1b3b4b5b9	0.857	b
480	b2b3b5b6b7b9	0.888	a	b2b7b8b9b10	0.857	b
481	b2b4b6b7b8b10	0.888	a	b1b2b7b9b10	0.857	b
482	b2b4b5b6b8b9b10	0.888	a	b1b4b5b6b7b9b10	0.857	b
483	b2b4b5b6b9b10	0.888	a	b5b7b8	0.856	b
484	b1b2b8b9	0.888	a	b1b2b3b7b8	0.856	b
485	b1b4b6b8b9b10	0.888	a	b1b6b8b10	0.856	b
486	b3b5b6b7b9	0.888	a	b1b4b8b9	0.856	b
487	b1b5b7b8b9b10	0.888	a	b3b4b6b7b9	0.856	b
488	b7b8b10	0.888	a	b3b5b6b7b8b9	0.856	b
489	b5b6b7b9b10	0.888	a	b4b7b9	0.856	b
490	b1b2b3b5b7b8	0.888	a	b3b6b7b8b9	0.856	b
491	b4b6b7b10	0.888	a	b1b3b5b7b8	0.856	b
492	b1b2b3b5b6b8b9	0.888	a	b1b3b5b6b7	0.856	b
493	b3b4b8b9	0.888	a	b3b5b8	0.856	b
494	b1b5b6b7b8b10	0.888	a	b3b5b6b7b8	0.856	b
495	b3b7b8b9	0.888	a	b1b3b5b6b8	0.856	b
496	b1b3b4b6b8b9	0.888	a	b5b6b7b10	0.856	b
497	b3b4b6b7b9	0.888	a	b1b2b3b4b5b6b7b8	0.856	b
498	b1b2b5b8b9	0.888	a	b3b4b5b6b7	0.856	b
499	b1b3b4b7b9	0.888	a	b3b6b9b10	0.856	b
500	b2b4b7b9	0.888	a	b4b5b6b7b8b9b10	0.856	b
501	b1b2b3b7b8	0.888	a	b4b5b6b8b10	0.856	b
502	b1b2b5b6b7b9	0.888	a	b1b2b3b4b6b7b8b9	0.856	b
503	b1b2b4b5b7b8b9	0.888	a	b1b2b4b6b8b9b10	0.856	b
504	b1b3b4b5b6b8	0.888	a	b1b2b3b6b7b8b9	0.856	b

LTM05/2010			LTM09/2011		
Classificação	Mineração	Kappa z	Mineração	Kappa z	
505	b3b4b7b8b9b10	0.887 a	b1b2b3b5b6b7b8b9	0.856	b
506	b1b2b3b4b6b7	0.887 a	b1b2b4b5b8b10	0.856	b

507	b1b4b5b6b8b9	0.887	a	b2b7b8	0.856	b
508	b1b2b3b4b5b7b9b10	0.887	a	b1b2b5b6b7b8b9	0.856	b
509	b3b4b5b6b7b8b10	0.887	a	b1b2b4b7b8b9	0.856	b
510	b1b4b5b6b9	0.887	a	b1b2b4b5b6b7b8b9	0.856	b
511	b1b3b5b6b7b8	0.887	a	b1b5b8b9	0.856	b
512	b1b5b6b7b9	0.887	a	b1b2b4b5b6b7b8	0.856	b
513	b1b2b3b4b7b8b9b10	0.887	a	b1b7b8b9	0.856	b
514	b1b3b6b10	0.887	a	b3b4b5b6b8	0.856	b
515	b1b3b4b5b7b10	0.887	a	b1b2b3b4b5b7b8	0.856	b
516	b1b5b6b9b10	0.887	a	b1b2b3b4b6b8b9	0.856	b
517	b3b4b5b9b10	0.887	a	b3b4b5b9	0.856	b
518	b1b3b4b5b6b7b8b10	0.887	a	b1b2b3b4b5b8	0.856	b
519	b1b2b6b9b10	0.887	a	b1b3b5b9	0.856	b
520	b2b4b8b9b10	0.887	a	b6b7b8b10	0.856	b
521	b2b4b7b8b10	0.887	a	b2b3b4b5b7b9	0.856	b
522	b1b2b4b5b6b7b8b10	0.887	a	b1b2b3b5b9	0.856	b
523	b2b4b5b9b10	0.887	a	b2b3b4b5b6b7b8	0.856	b
524	b4b5b9b10	0.887	a	b1b2b5b6b7b9b10	0.856	b
525	b2b4b5b7	0.887	a	b1b3b4b5b8b9	0.855	b
526	b1b4b5b7b8b9b10	0.887	a	b2b4b5b6b7b9b10	0.855	b
527	b1b3b5b8b9	0.887	a	b2b4b6b7b8b9b10	0.855	b
528	b1b2b5b8b9b10	0.887	a	b1b3b4b6b10	0.855	b
529	b1b2b3b4b5b6b7	0.887	a	b2b5b6b7b8b9b10	0.855	b
530	b2b3b4b6b8b9	0.887	a	b1b2b4b7b8b10	0.855	b
531	b1b2b3b4b5b6b9	0.887	a	b5b8b10	0.855	b
532	b1b4b5b6b9b10	0.887	a	b2b5b8	0.855	b
533	b1b4b5b7b9b10	0.887	a	b4b5b8b9	0.855	b
534	b1b3b5b7b8b9	0.887	a	b1b4b7b9	0.855	b
535	b1b2b3b5b8b9	0.887	a	b3b4b6b7	0.855	b
536	b1b3b6b7b8b9	0.887	a	b3b5b7b8b9	0.855	b
537	b1b5b6b7b10	0.887	a	b1b3b4b5b7b8b9	0.855	b
538	b1b2b5b6b7b8b9b10	0.887	a	b1b2b3b4b6b7b8	0.855	b
539	b1b2b3b4b5b9	0.887	a	b1b2b3b4b5b6b8b9	0.855	b
540	b1b2b4b7b10	0.887	a	b1b2b3b5b6b7	0.855	b
541	b5b6b7b8b10	0.887	a	b1b3b5b7b8b9	0.855	b
542	b1b3b4b5b6b7b8b9	0.887	a	b2b3b4b5b6b7b9	0.855	b
543	b1b2b4b7b8b9b10	0.887	a	b2b3b4b6	0.855	b
544	b1b3b5b6b7b8b9	0.887	a	b1b3b4b6b7b8b9	0.855	b
545	b1b4b6b7b9	0.887	a	b1b2b3b5b6b7b8	0.855	b
546	b1b2b3b4b8	0.887	a	b3b5b7b9	0.855	b
547	b1b2b4b5b6b7b9	0.887	a	b1b2b4b6b9b10	0.855	b
548	b1b2b3b4b6b8b9	0.887	a	b1b2b4b5b6b10	0.855	b
549	b1b2b5b7b9	0.887	a	b2b4b5b6b7b8b10	0.855	b
550	b2b3b4b5b7b8b9b10	0.887	a	b2b5b6b7b8b10	0.855	b

LTM05/2010			LTM09/2011		
Classificação	Mineração	Kappa z	Mineração	Kappa z	
551	b2b3b4b6b9b10	0.887 a	b1b4b5b9	0.854	b
552	b1b2b3b4b7b8	0.887 a	b5b7b8b9	0.854	b

553	b3b5b7b8b9b10	0.887	a	b4b5b7	0.854	b
554	b2b3b4b6b7b8b10	0.887	a	b3b5b6b8b9	0.854	b
555	b1b5b6b8b9	0.887	a	b1b3b4b6b8	0.854	b
556	b3b4b5b6b8	0.887	a	b1b5b7b9b10	0.854	b
557	b3b4b5b7b8b10	0.887	a	b1b3b4b6b8b9	0.854	b
558	b1b5b6b7b8b9	0.887	a	b1b2b3b4b5b6b7	0.854	b
559	b3b4b6b8b9b10	0.887	a	b1b2b3b4b7b8	0.854	b
560	b2b3b4b5b6b7b8b9b10	0.887	a	b3b4b5b6b7b8	0.854	b
561	b3b4b5b6b7b9b10	0.887	a	b1b2b3b4b8b9	0.854	b
562	b1b2b3b4b6b8b9b10	0.887	a	b2b3b4b5b6b7b8b9	0.854	b
563	b2b4b5b8b9b10	0.886	a	b1b2b3b5b6b9	0.854	b
564	b4b7b8b9b10	0.886	a	b1b6b9b10	0.854	b
565	b5b6b8b9b10	0.886	a	b4b5b6b7b8b10	0.854	b
566	b1b6b7b8b9b10	0.886	a	b1b2b3b4b5b8b9	0.854	b
567	b2b4b5b6b7b9b10	0.886	a	b2b3b4b5b8	0.854	b
568	b1b2b5b7b9b10	0.886	a	b2b3b5b6b7b8b9	0.854	b
569	b2b4b6b7b8b9b10	0.886	a	b1b2b3b4b5b6b7b9	0.854	b
570	b1b5b6b8b9b10	0.886	a	b2b4b6b7b9b10	0.854	b
571	b2b4b6b8b9b10	0.886	a	b1b2b4b5b6b8b10	0.854	b
572	b1b2b4b5b6b8b10	0.886	a	b2b3b4b6b8b9	0.854	b
573	b4b7b9b10	0.886	a	b1b2b7b8b10	0.854	b
574	b1b2b5b6b8b10	0.886	a	b2b4b6b9b10	0.854	b
575	b1b2b4b5b7b9b10	0.886	a	b1b2b5b6b8b9	0.854	b
576	b1b2b4b6b8b10	0.886	a	b1b2b4b5b6b9	0.854	b
577	b3b6b8b9b10	0.886	a	b1b4b6b8b9	0.854	b
578	b1b2b3b4b6b10	0.886	a	b3b4b5b6b9	0.854	b
579	b1b2b4b5b9b10	0.886	a	b1b2b3b4b8	0.854	b
580	b1b2b3b4b6b8	0.886	a	b3b4b5b7b8b9	0.854	b
581	b3b4b6b8b10	0.886	a	b6b8b9	0.854	b
582	b3b4b5b6b7b9	0.886	a	b1b2b3b4b6b8	0.854	b
583	b1b2b3b4b5b6b7b8	0.886	a	b4b6b7b8b10	0.854	b
584	b3b4b7b10	0.886	a	b1b3b6b7b9	0.854	b
585	b1b4b7b9b10	0.886	a	b2b3b4b6b8	0.854	b
586	b2b4b7b8b9	0.886	a	b1b4b6b7b8b10	0.854	b
587	b1b2b3b5b6b7b8b9	0.886	a	b2b3b4b5b6	0.854	b
588	b1b2b3b5b7b9	0.886	a	b1b2b6b7b9b10	0.854	b
589	b1b2b4b7b8b9	0.886	a	b1b3b4b5b7b9	0.854	b
590	b2b7b8b9	0.886	a	b1b2b3b4b5b6b9	0.854	b
591	b1b2b7b8b9	0.886	a	b1b2b3b7b9	0.854	b
592	b1b2b4b6b7b9b10	0.886	a	b1b3b6b7b8b9	0.853	b
593	b2b4b8b9	0.886	a	b2b3b6b10	0.853	b
594	b1b2b3b5b6b9b10	0.886	a	b1b2b3b4b6b7b9	0.853	b
595	b1b2b3b6b7b8	0.886	a	b2b3b6b8b9	0.853	b
596	b1b2b5b7b8	0.886	a	b2b4b6b8b9b10	0.853	b

LTM05/2010			LTM09/2011		
Classificação	Mineração	Kappa z	Mineração	Kappa z	
597	b1b5b7b9	0.886 a	b1b2b6b7b8b9	0.853	b
598	b1b2b3b4b5b8b9b10	0.886 a	b1b5b6b7b8b9	0.853	b

599	b1b2b3b4b6b7b9b10	0.886	a	b1b2b4b8b9	0.853	b
600	b1b2b3b5b7b9b10	0.886	a	b1b3b4b8	0.853	b
601	b1b4b5b6b7b8b9	0.886	a	b4b5b7b8b9	0.853	b
602	b1b2b3b4b5b6b7b9b10	0.886	a	b1b5b7b8	0.853	b
603	b7b8b9b10	0.886	a	b2b4b5b7b9	0.853	b
604	b2b4b5b8	0.886	a	b2b5b7b8b9	0.853	b
605	b4b5b8b10	0.886	a	b1b2b3b4b5b6b8	0.853	b
606	b1b4b8b9b10	0.886	a	b2b3b4b6b7	0.853	b
607	b4b8b10	0.886	a	b1b3b4b7b8b9	0.853	b
608	b1b5b7b9b10	0.886	a	b3b4b5b8b9	0.853	b
609	b1b2b4b5b6b9b10	0.886	a	b1b3b5b6b9	0.853	b
610	b1b2b6b7b8b10	0.886	a	b1b3b4b5b6b8b9	0.853	b
611	b1b2b3b4b5b6	0.886	a	b2b3b4b8	0.853	b
612	b1b3b4b5b6b7b9	0.886	a	b1b3b5b6b7b9	0.853	b
613	b2b4b6b7	0.886	a	b2b3b5b6b8	0.853	b
614	b3b6b7b8b9	0.886	a	b2b3b6b8	0.853	b
615	b1b4b5b6b8b9b10	0.886	a	b2b3b4b5b8b9	0.853	b
616	b1b2b4b6b7b10	0.886	a	b1b2b3b4b7b8b9	0.853	b
617	b4b5b6b7b8b10	0.886	a	b2b3b4b7b8	0.853	b
618	b2b3b4b9b10	0.886	a	b2b3b4b7b8b9	0.853	b
619	b1b2b4b5b6b7	0.886	a	b1b2b5b6b7b10	0.853	b
620	b1b4b6b7b8b10	0.886	a	b1b2b5b6b8b10	0.853	b
621	b2b5b8b9	0.886	a	b2b5b6b8b10	0.853	b
622	b2b4b5b9	0.886	a	b1b2b4b8b10	0.853	b
623	b3b4b7b8b10	0.886	a	b1b2b4b5b6b8b9	0.852	b
624	b1b4b5b6b7b8b9b10	0.886	a	b7b8b9	0.852	b
625	b1b2b4b5b7	0.886	a	b4b7b8b9	0.852	b
626	b1b3b4b6b8	0.886	a	b1b3b4b6b9	0.852	b
627	b1b2b4b9	0.886	a	b2b3b4b5b6b8	0.852	b
628	b2b4b6b7b9	0.886	a	b3b4b7b8b9	0.852	b
629	b1b2b5b6b7b8b9	0.886	a	b1b4b5b7	0.852	b
630	b2b6b7b8b9	0.886	a	b1b3b7b8b9	0.852	b
631	b2b4b5b7b8b9	0.886	a	b2b5b7b8	0.852	b
632	b1b3b4b6b7b8b9b10	0.886	a	b1b4b6b8b10	0.852	b
633	b1b6b7b8b9	0.886	a	b2b3b4b5b7b8b9	0.852	b
634	b1b2b3b4b5b9b10	0.886	a	b3b4b6b8b9	0.852	b
635	b2b4b6b8b9	0.886	a	b1b2b3b6b8b9	0.852	b
636	b3b4b5b6b7b8b9b10	0.886	a	b4b6b9	0.852	b
637	b1b3b4b5b6b8b9b10	0.886	a	b2b3b5b6b8b9	0.852	b
638	b1b3b8b10	0.886	a	b1b2b3b5b6b8	0.852	b
639	b6b8b9b10	0.885	a	b1b2b3b4b6b7	0.852	b
640	b2b5b6b9b10	0.885	a	b1b3b5b6b7b8b9	0.852	b
641	b4b6b8b10	0.885	a	b3b5b10	0.852	b
642	b3b6b8b9	0.885	a	b2b4b5b6b7b10	0.852	b

LTM05/2010			LTM09/2011			
Classificação	Mineração	Kappa	z	Mineração	Kappa	z
643	b2b5b7b8	0.885	a	b1b3b8b10	0.852	b
644	b4b5b6b7b9b10	0.885	a	b3b7b10	0.852	b

645	b1b2b4b5b6b10	0.885	a	b7b9b10	0.852	b
646	b1b2b4b6b7b8b10	0.885	a	b1b2b4b6b7b9	0.852	b
647	b2b6b7b8	0.885	a	b1b2b4b5b6b7b9	0.852	b
648	b1b2b3b5b6b7	0.885	a	b2b3b4b5b6b8b9	0.852	b
649	b1b5b6b7b9b10	0.885	a	b2b3b6b7b8	0.852	b
650	b3b4b6b8b9	0.885	a	b3b4b5b6	0.852	b
651	b1b2b4b5b8b9b10	0.885	a	b1b2b5b6b9b10	0.852	b
652	b1b2b3b5b6b8	0.885	a	b2b4b5b7b8b9	0.852	b
653	b1b2b5b6b7b8	0.885	a	b1b3b4b7b9	0.852	b
654	b2b5b7b9	0.885	a	b4b8b9	0.852	b
655	b1b2b3b4b5b6b7b9	0.885	a	b1b3b5b6b8b9	0.852	b
656	b1b4b7b10	0.885	a	b1b3b4b6b7b9	0.851	b
657	b3b4b6b7b10	0.885	a	b1b2b4b6b7b10	0.851	b
658	b2b5b6b8b9	0.885	a	b2b3b4b6b9	0.851	b
659	b1b4b6b8b9	0.885	a	b1b2b4b6b7b8b10	0.851	b
660	b3b4b5b6b8b10	0.885	a	b1b2b6b7b8b10	0.851	b
661	b3b4b5b6b10	0.885	a	b2b6b9b10	0.851	b
662	b4b5b6b7b9	0.885	a	b1b2b4b6b8b10	0.851	b
663	b1b2b3b4b6b7b8	0.885	a	b1b6b8b9	0.851	b
664	b3b4b6b7b8b9b10	0.885	a	b4b5b7b9	0.851	b
665	b3b4b5b7b9b10	0.885	a	b4b5b6b7b8b9	0.851	b
666	b1b2b9b10	0.885	a	b1b4b5b6b8	0.851	b
667	b2b3b6b7	0.885	a	b3b6b7b8	0.851	b
668	b5b6b8b10	0.885	a	b3b4b5b6b8b9	0.851	b
669	b2b6b9b10	0.885	a	b3b4b6b7b8b9	0.851	b
670	b5b7b8b9b10	0.885	a	b3b4b6b7b8	0.851	b
671	b1b2b4b8b10	0.885	a	b2b3b4b6b7b8	0.851	b
672	b1b4b7b8b10	0.885	a	b1b3b6b8b9	0.851	b
673	b4b5b7b8b9b10	0.885	a	b1b4b5b7b8	0.851	b
674	b1b4b5b7b8b10	0.885	a	b1b2b4b5b8	0.851	b
675	b1b4b7b8b9b10	0.885	a	b3b4b6b9	0.851	b
676	b2b6b7b9	0.885	a	b2b3b4b5b6b9	0.851	b
677	b1b7b8b9b10	0.885	a	b1b2b4b5b7b8	0.851	b
678	b4b6b7b8b9b10	0.885	a	b3b5b6b7b9	0.851	b
679	b4b6b7b9b10	0.885	a	b1b2b3b6b7b9	0.851	b
680	b1b2b3b5b6b7b8	0.885	a	b3b5b6b7	0.851	b
681	b1b2b4b6b9	0.884	a	b1b3b4b5b6b9	0.851	b
682	b4b8b9	0.884	a	b1b3b4b5b6b7b9	0.851	b
683	b2b5b6b7	0.884	a	b2b3b5b6b7b9	0.851	b
684	b3b4b6b7b8b9	0.884	a	b1b2b4b7b10	0.851	b
685	b3b4b6b7b8b10	0.884	a	b2b4b5b6b8b10	0.851	b
686	b1b2b4b8b9	0.884	a	b2b4b5b6b10	0.851	b
687	b3b6b10	0.884	a	b2b5b6b7b10	0.851	b
688	b1b2b3b6b7b8b9	0.884	a	b1b4b6b9	0.850	b

LTM05/2010			LTM09/2011		
Classificação	Mineração	Kappa z	Mineração	Kappa z	
689	b2b5b6b7b8	0.884 a	b1b4b7b8b9	0.850	b
690	b2b5b6b8	0.884 a	b1b4b5b6b7b8b9	0.850	b

691	b1b2b3b4b5b6b9b10	0.884	a	b1b4b5b7b9	0.850	b
692	b1b2b4b6b8b9	0.884	a	b3b4b6b10	0.850	b
693	b1b3b4b5b7b8b10	0.884	a	b1b2b3b4b6b9	0.850	b
694	b5b7b9	0.884	a	b3b6b8b9	0.850	b
695	b1b2b3b4b5b7b8b9b10	0.884	a	b1b5b6b7b8	0.850	b
696	b2b9b10	0.884	a	b1b4b5b6b7	0.850	b
697	b5b9b10	0.884	a	b1b2b3b4b5b6	0.850	b
698	b4b5b7b9b10	0.884	a	b1b4b5b8	0.850	b
699	b1b4b6b7b8b9b10	0.884	a	b3b4b8	0.850	b
700	b1b5b7b8b10	0.884	a	b1b2b3b6b7b8	0.850	b
701	b4b5b6b9b10	0.884	a	b2b3b4b6b7b9	0.850	b
702	b1b6b8b9	0.884	a	b2b3b6b7b8b9	0.850	b
703	b2b4b5b7b8	0.884	a	b2b4b6b7b8b10	0.850	b
704	b1b2b3b6b7b8b9b10	0.884	a	b1b2b8b9	0.850	b
705	b1b4b5b6b10	0.884	a	b2b4b5b9	0.850	b
706	b2b5b7b8b9	0.884	a	b1b4b5b8b9	0.850	b
707	b1b2b3b4b6b7b9	0.884	a	b2b4b7b8b9	0.850	b
708	b1b2b4b5b6	0.884	a	b2b4b5b8	0.850	b
709	b4b8b9b10	0.883	a	b1b5b6b7b9	0.850	b
710	b1b2b7b8b10	0.883	a	b2b4b5b7b8	0.850	b
711	b2b7b8	0.883	a	b2b4b6b7b10	0.850	b
712	b1b2b4b6b10	0.883	a	b2b6b7b8b10	0.849	b
713	b2b5b8	0.883	a	b2b3b6b7b9	0.849	b
714	b1b3b6b8	0.883	a	b2b7b8b10	0.849	b
715	b1b2b4b6b7b8b9b10	0.883	a	b1b2b4b9	0.849	b
716	b1b2b4b5b8	0.883	a	b1b2b4b6b7b8b9	0.849	b
717	b2b4b6b8	0.883	a	b1b3b6b10	0.849	b
718	b2b4b5b6b9	0.883	a	b1b2b4b6b9	0.849	b
719	b2b4b5b6b7b8	0.883	a	b1b4b5b7b8b9	0.849	b
720	b2b5b6b7b8b9	0.883	a	b4b5b6b7b9	0.849	b
721	b1b4b6b7b8b9	0.883	a	b4b7b8	0.849	b
722	b1b3b4b5b6b7b8b9b10	0.883	a	b2b4b8b10	0.849	b
723	b1b3b5b9	0.883	a	b2b4b7b10	0.849	b
724	b4b5b6b8b9b10	0.883	a	b2b8b9	0.849	b
725	b6b7b8b9b10	0.883	a	b2b3b7b9	0.849	b
726	b4b5b6b8b10	0.883	a	b2b3b5b9	0.849	b
727	b1b2b4b5b6b8b9b10	0.883	a	b1b2b6b8b9	0.848	b
728	b3b4b8b10	0.883	a	b2b4b5b6b7	0.848	b
729	b1b4b5b6b8b10	0.883	a	b2b4b5b7	0.848	b
730	b1b4b5b10	0.883	a	b2b5b8b9	0.848	b
731	b4b5b9	0.883	a	b2b4b5b6b7b8	0.848	b
732	b2b4b5b6b7b9	0.883	a	b2b5b6b7b8	0.848	b
733	b1b4b6b7b10	0.883	a	b2b4b5b6b7b9	0.848	b
734	b2b4b7b8	0.883	a	b1b2b5b6b7b9	0.848	b

LTM05/2010			LTM09/2011			
Classificação	Mineração	Kappa	z	Mineração	Kappa	z
735	b4b5b7b8b9	0.883	a	b5b9b10	0.848	b
736	b2b4b5b6	0.883	a	b1b8b9	0.848	b

737	b1b2b4b5b6b7b8	0.883	a	b1b2b5b8	0.848	b
738	b1b2b6b7b9	0.883	a	b1b2b4b5	0.848	b
739	b5b8b9	0.883	a	b1b2b4b6b8b9	0.848	b
740	b2b5b6b7b9	0.883	a	b4b5b6b8	0.848	b
741	b5b6b7b8	0.883	a	b1b5b6b7	0.848	b
742	b1b2b3b4b5b6b7b8b9	0.883	a	b1b4b5b6b7b8	0.848	b
743	b4b5b7b9	0.883	a	b2b4b5b8b9	0.848	b
744	b1b2b4b5b6b7b8b9	0.883	a	b1b4b7b8	0.848	b
745	b1b2b5b8b10	0.882	a	b2b5b6b7b8b9	0.848	b
746	b7b9b10	0.882	a	b2b4b5b6b7b8b9	0.848	b
747	b1b5b6b8b10	0.882	a	b1b2b6b9b10	0.848	b
748	b2b4b7	0.882	a	b5b6b7b9	0.848	b
749	b2b4b8	0.882	a	b3b4b6b8	0.848	b
750	b3b4b6b9	0.882	a	b2b4b8b9	0.847	b
751	b1b6b7b8b10	0.882	a	b4b6b10	0.847	b
752	b1b2b7b9	0.882	a	b1b3b4b6	0.847	b
753	b4b7b8b9	0.882	a	b3b6b8b10	0.847	b
754	b1b5b6b7b8	0.882	a	b1b5b7b8b9	0.847	b
755	b1b2b4b6b7b8b9	0.882	a	b1b3b6b8	0.847	b
756	b2b4b5b6b8b9	0.882	a	b1b6b7b9	0.847	b
757	b1b2b3b4b6b7b8b9	0.882	a	b2b7b8b9	0.847	b
758	b1b3b5b6b9	0.882	a	b5b6b7b8b9	0.847	b
759	b4b5b8b9b10	0.882	a	b2b3b4b6b7b8b9	0.847	b
760	b4b6b9b10	0.882	a	b2b3b5b6b9	0.846	b
761	b1b6b8b10	0.882	b	b1b4b5b6b7b9	0.846	b
762	b4b6b8b9b10	0.882	b	b1b2b4b5b6b8	0.846	b
763	b1b4b5b8b10	0.882	b	b3b5b6b8	0.846	b
764	b1b4b5b7b10	0.881	b	b2b4b7b8	0.846	b
765	b1b4b6b8b10	0.881	b	b1b2b5b6b7	0.846	b
766	b1b2b5b6b7	0.881	b	b1b2b6b8b10	0.846	b
767	b1b4b6b9	0.881	b	b3b8b9b10	0.846	b
768	b1b2b4b5b6b7b9b10	0.881	b	b4b9b10	0.846	b
769	b1b2b4b5b6b8	0.881	b	b2b7b9b10	0.846	b
770	b1b2b4b5b7b8	0.881	b	b2b4b9	0.846	b
771	b1b2b3b6b7	0.881	b	b2b6b8b10	0.846	b
772	b1b6b9b10	0.881	b	b1b4b5b6b8b9	0.846	b
773	b1b4b6b10	0.881	b	b4b5b6b7b8	0.846	b
774	b2b4b5	0.881	b	b2b4b7b9	0.846	b
775	b1b2b4b5b6b7b8b9b10	0.881	b	b1b2b3b4b6	0.846	b
776	b4b5b8b9	0.881	b	b4b6b8b9	0.846	b
777	b1b2b5b6b9	0.881	b	b2b4b8	0.845	b
778	b7b8b9	0.881	b	b6b8b10	0.845	b
779	b4b6b7b9	0.881	b	b6b7b8b9	0.845	b
780	b1b2b3b4b5b6b8b9b10	0.881	b	b1b2b4b6b7b8	0.845	b

LTM05/2010			LTM09/2011		
Classificação	Mineração	Kappa z	Mineração	Kappa z	
781	b1b4b5b6b7b8	0.881 b	b6b7b9b10	0.845	b
782	b1b2b4b5b7b8b9b10	0.880 b	b2b5b9b10	0.845	b

783	b6b8b9	0.880	b	b1b2b4b6	0.844	b
784	b3b6b7b9	0.880	b	b7b8b10	0.844	b
785	b2b3b4b6b10	0.880	b	b1b2b4b7b8	0.844	b
786	b1b4b8b10	0.880	b	b1b2b4b6b10	0.844	b
787	b1b7b8b10	0.880	b	b2b5b6b7	0.844	b
788	b2b5b7	0.880	b	b2b9b10	0.844	b
789	b1b3b4b6	0.880	b	b1b4b5b6b9	0.844	b
790	b4b7b9	0.880	b	b1b2b4b7	0.844	b
791	b1b2b5b6b8	0.880	b	b5b6b7b8	0.844	b
792	b1b2b4b6b8	0.880	b	b4b5b6b7	0.844	b
793	b1b2b3b4b6b7b8b9b10	0.880	b	b5b6b9b10	0.844	b
794	b4b6b8b9	0.880	b	b5b6b7	0.843	b
795	b1b6b7b9	0.880	b	b2b4b6b8b10	0.843	b
796	b1b2b3b4b5b6b7b8b9b10	0.880	b	b4b8b10	0.843	b
797	b3b6b7	0.880	b	b1b5b6b8b9	0.843	b
798	b5b8b10	0.880	b	b5b6b8b9	0.843	b
799	b2b4b5b6b8	0.880	b	b1b2b6b8	0.843	b
800	b1b2b4b6b7	0.880	b	b1b2b7b8	0.843	b
801	b6b7b8b9	0.880	b	b4b5b6b8b9	0.843	b
802	b2b4b6b7b8b9	0.880	b	b4b5b6b9	0.843	b
803	b6b7b9b10	0.879	b	b1b2b4b6b8	0.843	b
804	b3b4b6	0.879	b	b1b2b4b8	0.843	b
805	b1b2b4b7b8	0.879	b	b2b4b5b6b8b9	0.843	b
806	b1b3b4b6b10	0.879	b	b3b9b10	0.843	b
807	b5b6b8b9	0.879	b	b2b4b6b10	0.843	b
808	b4b5b6b7b8	0.879	b	b1b4b9	0.843	b
809	b1b4b5b6b8	0.879	b	b4b6b7b8b9	0.842	b
810	b2b5b10	0.879	b	b4b6b7b9	0.842	b
811	b4b5b6b9	0.878	b	b1b4b8	0.842	b
812	b1b2b4b6b7b8	0.878	b	b1b2b3b6b8	0.842	b
813	b1b2b6b7b8	0.878	b	b1b2b9b10	0.842	b
814	b5b6b7b9	0.878	b	b1b7b8	0.842	b
815	b5b7b8b9	0.878	b	b2b4b6	0.842	b
816	b5b6b7b8b9	0.878	b	b1b2b6b7b9	0.842	b
817	b4b5b6b7b8b9	0.878	b	b2b5b7b9	0.841	b
818	b2b4b5b6b7b8b9	0.878	b	b2b5b6b7b9	0.841	b
819	b2b4b6b7b8	0.878	b	b1b4b6	0.841	b
820	b2b4b6	0.878	b	b1b4b7	0.841	b
821	b3b4b6b9b10	0.878	b	b1b4b6b7b8	0.841	b
822	b1b2b4b5	0.878	b	b1b4b5	0.841	b
823	b1b2b5b7	0.878	b	b1b5b9	0.841	b
824	b1b2b5b8	0.878	b	b1b5b7	0.841	b
825	b1b5b8b10	0.877	b	b4b6b8b10	0.841	b
826	b4b5b6b8b9	0.877	b	b2b5b7	0.841	b

LTM05/2010			LTM09/2011			
Classificação	Mineração	Kappa	z	Mineração	Kappa	z
827	b1b2b6b8	0.877	b	b1b6b8	0.840	b
828	b4b6b9	0.877	b	b2b5b6b8	0.840	b

829	b1b2b7b8	0.877	b	b2b4b6b7	0.840	b
830	b1b2b4b7	0.877	b	b4b6b7b8	0.840	b
831	b4b6b7b8b9	0.877	b	b1b5b8	0.840	b
832	b1b2b4b8	0.876	b	b1b2b4b5b6	0.840	b
833	b5b6b9b10	0.876	b	b2b4b5b6b8	0.840	b
834	b2b6b8	0.875	b	b3b5b9	0.840	b
835	b4b9b10	0.875	b	b1b4b6b7b8b9	0.840	b
836	b1b2b4b6	0.875	b	b2b4b6b7b8b9	0.840	b
837	b1b3b6b7	0.875	b	b2b6b7b8b9	0.840	b
838	b3b6b8	0.874	b	b2b4b5b6b9	0.840	b
839	b4b6b10	0.874	b	b2b4b6b7b9	0.840	b
840	b2b6b7b10	0.874	b	b3b7b9	0.839	b
841	b1b7b9	0.874	b	b1b6b7b8b9	0.839	b
842	b2b7b9	0.873	b	b2b6b7b8	0.839	b
843	b1b2b6b7b10	0.873	b	b2b5b6b8b9	0.839	b
844	b6b8b10	0.873	b	b1b2b5b6b9	0.839	b
845	b1b8b9	0.872	b	b2b6b8b9	0.839	b
846	b1b4b5b7b8	0.872	b	b8b9b10	0.839	b
847	b2b5b6b10	0.872	b	b2b4b5b6	0.838	b
848	b1b2b5b10	0.872	b	b1b4b5b6	0.838	b
849	b6b9b10	0.872	b	b1b2b5b6b8	0.838	b
850	b3b8b9	0.871	b	b2b4b6b8b9	0.838	b
851	b3b9b10	0.871	b	b3b6b8	0.838	b
852	b1b4b9	0.870	b	b1b5b6b9	0.838	b
853	b1b2b7b10	0.869	b	b2b6b8	0.838	b
854	b1b2b5b6b10	0.869	b	b2b4b6b9	0.837	b
855	b1b8b9b10	0.869	b	b1b2b6b7b8	0.837	b
856	b1b5b7b8	0.869	b	b1b4b6b8	0.837	b
857	b4b5b6b8	0.868	b	b1b2b7b9	0.837	b
858	b1b4b5b7	0.868	b	b2b3b6b7	0.837	b
859	b2b7b10	0.868	b	b1b7b9	0.837	b
860	b1b4b5b8	0.867	b	b3b4b6	0.836	b
861	b1b5b6b9	0.867	b	b1b2b4b6b7	0.836	b
862	b2b6b7	0.867	b	b1b9b10	0.836	b
863	b1b2b6b7	0.867	b	b1b4b6b7b9	0.836	b
864	b1b2b6b10	0.866	b	b1b2b5b7	0.836	b
865	b3b4b9	0.866	b	b1b2b3b4b10	0.835	b
866	b1b4b7b8	0.866	b	b1b2b3b6b7	0.835	b
867	b3b7b9	0.866	b	b3b4b9	0.835	b
868	b3b4b6b10	0.865	b	b1b5b6b8	0.834	b
869	b6b7b9	0.865	b	b2b4b6b7b8	0.834	b
870	b1b2b5b9	0.865	b	b3b8b10	0.834	b
871	b3b4b9b10	0.864	b	b3b6b7b9	0.833	b
872	b1b4b6b7b8	0.862	b	b1b4b6b7	0.833	b

LTM05/2010			LTM09/2011			
Classificação	Mineração	Kappa	z	Mineração	Kappa	z
873	b2b6b10	0.862	b	b1b2b5b9	0.833	b
874	b4b5b7b8	0.861	b	b5b7b9	0.833	b

875	b1b5b7	0.861	b	b2b5b6b9b10	0.832	b
876	b1b5b6b7	0.860	b	b3b6b10	0.832	b
877	b1b4b6b7	0.860	b	b1b6b7b8	0.831	b
878	b1b4b5	0.859	b	b3b8b9	0.831	b
879	b1b5b8	0.858	b	b2b6b7b9b10	0.831	b
880	b1b4b6b8	0.858	b	b1b3b6b9	0.831	b
881	b1b5b6b8	0.858	b	b1b5b7b9	0.830	b
882	b5b7b8	0.857	b	b2b7b9	0.830	b
883	b1b6b7b8	0.857	b	b1b2b3b6b9	0.830	b
884	b1b4b5b6	0.857	b	b4b6b8	0.829	b
885	b4b5b7	0.857	b	b6b7b9	0.829	b
886	b1b8b10	0.856	b	b3b5b6b9	0.828	b
887	b2b3b5b6b9	0.856	b	b1b2b8b10	0.827	b
888	b1b4b7	0.856	b	b1b2b5b7b9	0.826	b
889	b1b7b8	0.855	b	b5b7	0.826	b
890	b4b5b8	0.855	b	b2b6b7b9	0.826	b
891	b1b6b7b10	0.855	b	b1b2b4	0.825	b
892	b1b2b3b7	0.854	b	b1b2b3b10	0.825	b
893	b1b6b8	0.854	b	b2b4b6b8	0.825	b
894	b1b4b8	0.854	b	b1b3b4b10	0.825	b
895	b1b5b10	0.853	b	b1b2b3b4	0.824	b
896	b1b4b6	0.852	b	b1b6b10	0.824	b
897	b4b6b7b8	0.852	b	b2b3b4b10	0.824	b
898	b1b9b10	0.850	b	b1b6b7b10	0.823	b
899	b2b3b5b9	0.850	b	b1b2b4b10	0.823	b
900	b8b9b10	0.848	b	b1b3b4	0.822	b
901	b1b7b10	0.848	b	b1b3b6b7	0.821	b
902	b2b3b7	0.847	b	b2b3b4	0.821	b
903	b1b6b7	0.844	b	b2b3b10	0.821	b
904	b4b7b8	0.843	b	b2b3b6b9	0.821	b
905	b1b5b6b10	0.842	b	b2b8b10	0.819	b
906	b1b3b7	0.841	b	b2b5b10	0.818	b
907	b3b5b6b9	0.840	b	b2b7b10	0.818	b
908	b1b2b3b10	0.840	b	b1b2b6b7b10	0.817	b
909	b1b6b10	0.839	b	b1b2b3b9	0.817	b
910	b6b7b10	0.837	b	b5b6b9	0.817	b
911	b1b2b3b4	0.837	b	b2b5b6b9	0.817	b
912	b2b5b6b9	0.836	b	b1b4b10	0.817	b
913	b1b5b9	0.833	b	b4b8	0.817	b
914	b1b2b3b6b9	0.832	b	b2b5b9	0.817	b
915	b2b3b10	0.832	b	b1b5b10	0.816	b
916	b1b3b10	0.831	b	b2b6b7b10	0.815	b
917	b1b2b4b10	0.830	b	b2b4	0.814	b
918	b1b2b3b4b10	0.830	b	b1b2b5b10	0.814	b

LTM05/2010			LTM09/2011			
Classificação	Mineração	Kappa	z	Mineração	Kappa	z
919	b2b3b4	0.828	b	b1b7b10	0.814	b
920	b3b7	0.828	b	b2b6b10	0.813	b

921	b2b4b10	0.826	b	b2b4b10	0.812	b
922	b1b4b10	0.824	b	b1b2b6b10	0.810	b
923	b2b3b4b10	0.822	b	b1b2b5b6b10	0.810	b
924	b3b5b9	0.821	b	b4b10	0.810	b
925	b1b3b4	0.820	b	b1b5b6b10	0.810	b
926	b1b2b3b9	0.820	b	b2b5b6b10	0.809	b
927	b1b2b4	0.820	b	b1b2b7b10	0.808	b
928	b1b3b6b9	0.818	b	b1b8b10	0.806	b
929	b1b3b4b10	0.816	b	b2b3b5b6	0.806	b
930	b5b6b9	0.813	b	b1b3b10	0.806	b
931	b1b2b10	0.811	b	b2b3b9	0.806	b
932	b5b6b7	0.811	b	b2b6b7	0.805	b
933	b1b3b9	0.807	b	b3b4b10	0.805	b
934	b2b4	0.805	b	b1b6b9	0.805	b
935	b1b2b3b5b6	0.800	b	b3b6b7	0.804	b
936	b1b3b5b6	0.797	b	b4b5b6	0.803	b
937	b2b3b5b6	0.797	b	b6b9	0.803	b
938	b2b10	0.797	b	b3b6b9	0.803	b
939	b3b5b6	0.797	b	b1b2b6b9	0.802	b
940	b2b3b9	0.793	b	b3b4	0.801	b
941	b1b2b6b9	0.790	b	b1b3b9	0.801	b
942	b2b3b6b9	0.789	b	b1b6b7	0.799	b
943	b1b10	0.785	b	b6b7b10	0.798	b
944	b3b9	0.783	b	b1b2b6b7	0.798	b
945	b5b6b10	0.783	b	b1b2b3b5b6	0.798	b
946	b3b6b9	0.782	b	b5b9	0.796	b
947	b3b10	0.779	b	b1b2b3b8	0.793	b
948	b2b5b9	0.777	b	b2b3b8	0.793	b
949	b1b6b9	0.777	b	b7b9	0.791	b
950	b3b4	0.775	b	b1b4	0.789	b
951	b1b2b3b8	0.775	b	b1b8	0.789	b
952	b5b7	0.775	b	b1b2b10	0.788	b
953	b7b10	0.775	b	b2b6b9	0.788	b
954	b4b10	0.771	b	b2b8	0.787	b
955	b1b2b9	0.769	b	b3b10	0.786	b
956	b1b2b7	0.767	b	b1b3b8	0.786	b
957	b1b4	0.767	b	b1b2b8	0.785	b
958	b1b2b5b6	0.765	b	b7b10	0.778	b
959	b8b10	0.762	b	b4b7	0.777	b
960	b2b7	0.760	b	b3b5b6	0.776	b
961	b3b4b10	0.759	b	b2b9	0.776	b
962	b7b9	0.758	b	b1b3b5b6	0.775	b
963	b1b2b3b6	0.750	b	b5b6b10	0.774	b
964	b1b2b3b5	0.750	b	b2b10	0.773	b

LTM05/2010			LTM09/2011			
Classificação	Mineração	Kappa	z	Mineração	Kappa	z
965	b2b5b6	0.750	b	b1b2b9	0.773	b
966	b1b5b6	0.750	b	b4b6	0.770	b

967	b6b9	0.750	b	b3b8	0.768	b
968	b2b6b9	0.749	b	b8b9	0.768	b
969	b4b5b6	0.748	b	b4b6b7	0.766	b
970	b6b10	0.747	b	b6b10	0.766	b
971	b5b6b8	0.746	b	b1b3b7	0.766	b
972	b8b9	0.745	b	b8b10	0.765	b
973	b1b3b8	0.745	b	b3b9	0.765	b
974	b5b10	0.743	b	b7b8	0.762	b
975	b5b9	0.742	b	b4b5	0.761	b
976	b1b7	0.739	b	b6b7b8	0.760	b
977	b1b3b5	0.739	b	b1b2b3b7	0.758	b
978	b4b6b8	0.738	b	b2b5b6	0.752	b
979	b4b6b7	0.737	b	b2b3b6	0.751	b
980	b3b5	0.735	b	b2b3b7	0.750	b
981	b2b3b8	0.732	b	b5b10	0.748	b
982	b1b2b8	0.729	b	b1b5b6	0.747	b
983	b2b9	0.729	b	b5b6b8	0.746	b
984	b1b3b6	0.727	b	b1b9	0.746	b
985	b2b3b6	0.726	b	b1b2b5b6	0.745	b
986	b6b7b8	0.723	b	b6b8	0.743	b
987	b3b6	0.722	b	b1b2b3b6	0.741	b
988	b2b3b5	0.713	b	b1b10	0.734	b
989	b9b10	0.712	b	b2b3b5	0.730	b
990	b1b9	0.711	b	b1b2b3b5	0.729	b
991	b4b8	0.709	b	b1b3b6	0.728	b
992	b7b8	0.706	b	b3b5	0.725	b
993	b4b9	0.701	b	b3b6	0.723	b
994	b4b7	0.697	b	b1b3b5	0.723	b
995	b5b8	0.695	b	b3b7	0.722	b
996	b4b5	0.694	b	b1b7	0.721	b
997	b4b6	0.692	b	b6b7	0.710	b
998	b6b8	0.691	b	b5b8	0.707	b
999	b1b2b5	0.676	b	b1b2b7	0.703	b
1000	b1b2b6	0.671	b	b2b6	0.702	b
1001	b3b8	0.664	b	b2b7	0.699	b
1002	b1b5	0.657	b	b1b2b6	0.678	b
1003	b2b8	0.656	b	b1b6	0.672	b
1004	b1b8	0.656	b	b9b10	0.660	b
1005	b6b7	0.647	b	b2b5	0.656	b
1006	b2b5	0.647	b	b4b9	0.655	b
1007	b2b6	0.631	b	b1b2b3	0.647	b
1008	b1b6	0.616	b	b1b5	0.645	b
1009	b1b2b3	0.608	b	b1b2b5	0.644	b
1010	b5b6	0.603	b	b2b3	0.633	b

LTM05/2010			LTM09/2011			
Classificação	Mineração	Kappa	z	Mineração	Kappa	z
1011	b1b3	0.588	b	b5b6	0.630	b
1012	b2b3	0.583	b	b1b3	0.621	b

1013 b5	0.468 b b7	0.594 b
1014 b1b2	0.444 b b3	0.531 b
1015 b2	0.439 b b10	0.512 b
1016 b6	0.428 b b5	0.500 b
1017 b7	0.418 b b8	0.478 b
1018 b8	0.406 b b1b2	0.477 b
1019 b4	0.261 b b2	0.446 b
1020 b9	0.187 b b9	0.326 b
1021 b10	-0.033 b b1	0.100 b
1022 b3	-0.048 b b4	0.000 b
1023 b1	-0.089 b b6	-0.019 b

---

## CAPÍTULO 3

### AVALIAÇÃO DA EXATIDÃO DO ÍNDICE KAPPA NO MAPEAMENTO DO USO E COBERTURA DA TERRA

#### RESUMO

A avaliação da exatidão dos mapeamentos de uso e cobertura da terra constitui uma importante etapa na qualidade do trabalho produzido. Geralmente, ela é realizada a partir do índice kappa, que considera acertos e erros da matriz de contingência. Este índice é tradicionalmente o mais utilizado, apesar de existirem outros. Ainda são pouco explorados trabalhos que avaliam o resultado de uma classificação pixel a pixel. Frente a isso, objetivou-se com o presente trabalho, analisar a existência de correspondência entre as classes mapeadas, oriundas dos melhores resultados de uma classificação supervisionada para duas imagens Landsat/TM. Para isso, foram utilizadas classificações estatisticamente iguais pelo Teste z, das quais foram obtidos resultados alternativos que certificam o quanto um conjunto de mapas temáticos é confiável. Esses resultados corresponderam aos dados de moda, diversidade, frequência modal e percentual de certeza e foram aplicados no conjunto amostral analisado. Os resultados mostraram haver grande variedade de categorias nas classes que apresentaram baixos índices kappa condicionais. Além disso, as classificações temáticas oriundas da imagem LTM09/2011 apresentaram comportamento mais homogêneo. Portanto, as amostras de treinamento e validação utilizadas foram satisfatórias ao extrapolar o mapeamento para o restante da área. Entretanto, a imagem LTM05/2010 não apresentou este comportamento e algumas classes como café, eucalipto, brejo e pastagem apresentaram grande confusão, revelando que as amostras de treinamento e validação não permitiram extrapolação adequada para a classificação.

**Palavras-Chave:** Mineração de dados; Combinação de Bandas; Maxver; Kappa.

## ABSTRACT

The evaluation of the accuracy of the mappings of use and land cover is a major step on the quality of the work. Generally, it is performed from the kappa index, which considers classes of hits and misses. This ratio is traditionally the more used, since there are others. There are no known reports assessing pixel by pixel the result of a classification, and if the increment of different combinations of bands would provide some improvement. Faced with this, the present study aimed to examine whether there was correspondence between the mapped classes deriving the best results of a supervised classification for two distinct images (Landsat TM-05/2010 and 09/2011). For this we used data statistically equal, where data were obtained from frequency and diversity for use and land cover classes. The data showed that there is great variety of framework classes who had low kappa conditional. In addition, pixel by pixel, the evaluation showed that image data from the spring behaved more homogeneous, pixel by pixel, so the training and validation samples used were sufficient to map the entire area. However, autumn picture did not show this behavior and some classes such as coffee, eucalyptus, swamps and grasslands showed great confusion in evaluating pixel by pixel, allowing us to conclude that the process of training and validation did not allow the separation of these classes were significant for the other areas of the basin.

**Key-Words:** Maxver; Band combines; Pixels.

## 1. INTRODUÇÃO

Após a década de 1970, o lançamento do pioneiro Landsat 1 e o advento dos satélites e plataformas para aquisição de imagens orbitais proporcionou grande difusão dos produtos do Sensoriamento Remoto. Anteriormente, os trabalhos de observação terrestre eram realizados a partir de fotografias aéreas.

Para certificar o quanto uma classificação corresponde à realidade, normalmente são adotadas medidas de exatidão, que podem fornecer o desempenho dos classificadores. Os métodos considerados baseiam-se na análise da matriz de confusão (TSO & MATHER, 2009).

A estatística kappa (COHEN, 1960) é oriunda das Ciências Humanas, mais especificamente da Psicologia e Sociologia e só foi introduzida no Sensoriamento Remoto após 1983, quando ocorreu a publicação do primeiro artigo em periódico recomendando tal técnica (CONGALTON et al., 1983). Com isso, a utilização do índice kappa tornou-se padrão metodológico para avaliar a exatidão de uma imagem temática (ROSENFELD; FITZPATRICK-LINS, 1986; HUDSON; RAMM, 1987; CONGALTON, 1991).

Muitos autores discordam desta estatística e, desde a década de sua apresentação, vêm relatando uma série de críticas a respeito de sua funcionalidade (BRENNAN; PREDIGER 1981; AICKIN, 1990; FOODY, 1992; FOODY, 2002; FOODY, 2004). Congalton & Green (2009), responsáveis por inserir este índice no Sensoriamento Remoto, reconheceram algumas críticas, mas ainda assim acreditam que o mesmo consiste numa medida indispensável para avaliar a exatidão das classificações.

Alguns autores ressaltaram o papel superestimador ou subestimador deste índice em determinar a concordância entre as classes (STEHMAN, 1997; FOODY, 2002; CHEN et al., 2010). Ao comparar o desempenho dos índices kappa condicionais com o coeficiente tau, em três exemplos numéricos, Naesset (1996) constatou que o primeiro ora superestimou e ora subestimou o resultado da classificação, enquanto o segundo calculou corretamente a acurácia do mapeamento.

Entretanto, ao avaliar o desempenho do índice kappa e exatidão global em processos de classificação supervisionados e não supervisionados, Collingwood et al, (2009) citam que houve maior diferença entre os métodos de classificação do que entre as medidas de exatidão dos produtos gerados.

Há na literatura uma série de trabalhos envolvendo a utilização de combinações de bandas de um sensor no mapeamento do uso e cobertura da terra para fins de avaliação de acurácia. Desta forma, foram encontrados trabalhos com a utilização de três bandas (VASCONCELLOS et al., 2004), quatro bandas (AMARAL et al., 2004; BERRA et al., 2012; PELUZIO et al., 2013), sete bandas (BEEKHUIZEN, J. et al., 2010), nove bandas (JULIEN et al., 2011) e dez bandas (HEINL, et al., 2009; PEREZ-ROYOS et al., 2012; SCHNEIDER, 2012).

A técnica da mineração de dados pode ser aplicada de forma a conferir maior possibilidade de combinações no processo de classificação. É importante ressaltar ainda que seu emprego é recente e grande parte dos trabalhos foram realizados na perspectiva de explorar novos algoritmos, como bayesianos, árvores de decisão e regressão logística, dentre outros (BOULILA et al., 2011; NAIDOO et al., 2012; VIEIRA et al., 2012; SCHNEIDER, 2012; ZHOU et al., 2013).

Considerando que grande parte dos trabalhos que utilizaram a mineração de dados para fins de mapeamento de uso e cobertura da terra tenham se preocupado em descobrir o melhor algoritmo, o potencial que diferentes bandas assume nesse processo ainda tem sido pouco investigado. Frente a isso, houve interesse em utilizá-la de forma a avaliar seu desempenho para diferentes combinações de bandas.

Como a avaliação da exatidão é feita através do índice kappa, que por amostragem extrapola o mapeamento para as demais áreas, houve interesse em avaliar a exatidão pixel a pixel, que consiste numa forma mais rigorosa que o índice utilizado.

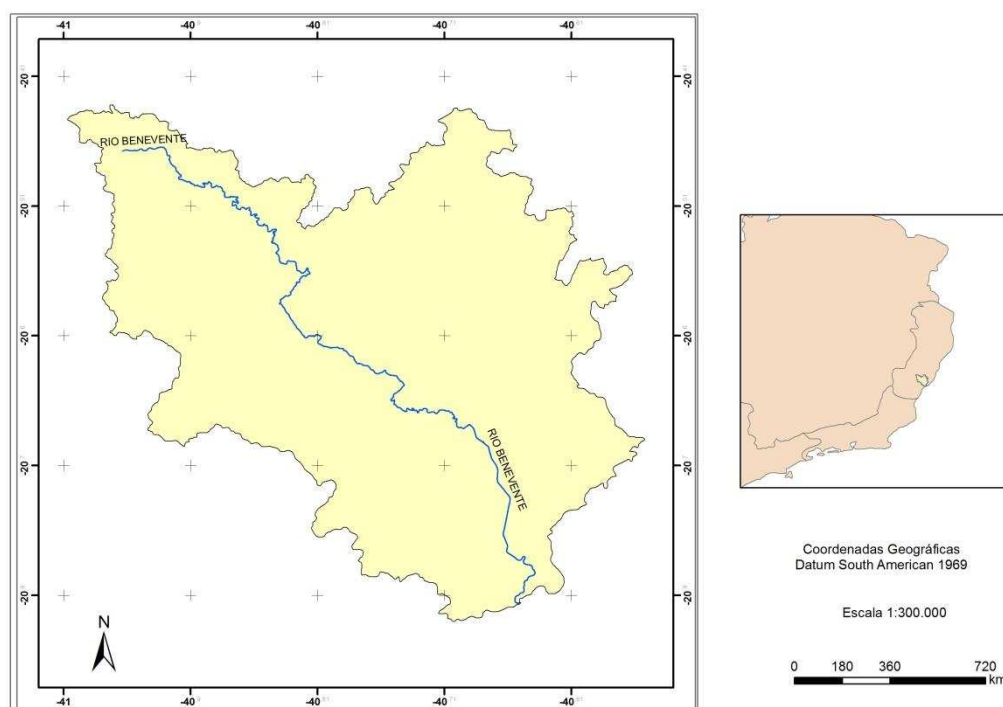
Frente ao questionamento do índice kappa e da possibilidade de combinar diferentes bandas, objetivou-se avaliar, a partir de duas amostras constituídas por imagens temáticas estatisticamente iguais, a equivalência entre pixels correspondentes.

## **2. MATERIAL E MÉTODOS**

### **2.1. ÁREA DE ESTUDO**

A bacia do rio Benevente possui uma área de drenagem de 1090 km<sup>2</sup> e perímetro de 240 km e localiza-se ao Sul do Estado do Espírito Santo, onde abrange o município de Alfredo Chaves e parte dos municípios de Anchieta, Guarapari, Iconha e Piúma. Está localizada pelos meridianos 40° 33' e 41° 00' de Longitude Oeste e os paralelos 20° 26' e 20° 49' de Latitude Sul (Figura 1).

Na maior parte da bacia, a geologia é composta por rochas cristalinas do Escudo Brasileiro (Pré-Cambriano) que se apresentam sob a forma de cadeias de montanhas. O restante da Bacia apresenta sedimentos Terciários do Grupo Barreiras e Quaternários como Aluviões e Sedimentos marinhos (RADAMBRASIL, 1983).



Fonte: IBGE, 1999.

**Figura 1. Mapa de localização da área de estudo, localizando a Bacia do rio Benevente, ES.**

Na maior parte da Bacia, a geologia é composta por rochas cristalinas do Escudo Brasileiro (Pré-Cambriano) que se apresentam sob a forma de cadeias de montanhas. O restante da Bacia apresenta sedimentos Terciários do Grupo Barreiras e Quaternários como Aluviões e Sedimentos marinhos (RADAMBRASIL, 1983).

As formações vegetacionais são compostas pela Floresta Ombrófila Densa e Áreas de Formações Pioneiras que apresentam características peculiares e variam de acordo com o tipo de solo, clima, relevo, entre outros (RADAMBRASIL, 1983).

De forma geral, o clima predominante na parte superior da Bacia, de acordo com a classificação de Köppen, é o Tropical Úmido de Altitude, com influência marcante do relevo e da exposição das serras, nas proximidades da nascente. O Tropical Úmido Típico é dominante nas faixas litorâneas (ALKIMIM, 2009).

O índice pluviométrico oscila entre 1.200 mm anuais até 1.700 mm da parte baixa até a parte média da Bacia, podendo chegar até 2.000 mm na parte alta. Daí decresce levemente até o extremo Noroeste onde apresenta, em geral, cerca de 1.500 mm (IEMA, 2008).

Os principais afluentes da bacia do rio Benevente são os rios Salinas, Corindiba, Grande, Santa Maria, Maravilha, Iiritimirim, Batatal, Crubixá, Caco de Pote, Joéba, Pongal, além dos córregos Redentor, Arerá, São Bento, Pedra, Cedro, Rio Novo de Matilde e Ferradura e do ribeirão São Joaquim.

## 2.2. CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA

Foram classificadas duas imagens Landsat-TM, sendo uma correspondente a 05/2010 (outono/inverno) e a outra a 09/2011 (inverno/primavera). Foi utilizado o classificador supervisionado estatístico Maxver. Para a coleta das amostras de treinamento, foi gerado uma malha aleatória (*random points*) com 500 pontos e sob estes, desenhados retângulos contendo 7 a 9 pixels por amostra.

Os pontos que estavam sob bordas de duas classes foram deslocados ou descartados. Ao todo, foram aproveitados 475 polígonos divididos em treinamento e validação. As amostras de validação corresponderam a, no mínimo, 50% do total das amostras de treinamento por classe. Além disso, cada amostra foi conferida, utilizando um mosaico com fotografias aéreas do ano de 2007 na escala 1:15.000.

Foram utilizadas seis bandas espectrais do satélite Landsat (B1, B2, B3, B4, B5 e B7), três componentes principais (PCA 1, PCA 2 e PCA3) e o índice de vegetação NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), resultando num total de 10 bandas com resolução espacial de 30 metros.

A classificação supervisionada foi processada em ambiente *Model Builder*, no *software* ArcGIS 10.1. Foram utilizadas todas as possíveis combinações entre estas bandas, gerando 1.023 combinações de bandas distintas para cada imagem (Tabela 1), pelo processo de mineração de dados (Capítulo 2). Ao todo, foram processadas 2.046 imagens temáticas.

Da mineração de dados (Capítulo 2), a melhor combinação com as bandas oriundas da LTM05/2010 foi a 2, 3, 5, 6, 10 (verde, vermelho, infravermelho médio, infravermelho distante e índice NDVI). De forma semelhante, na LTM09/2011 o

melhor resultado apresentou as bandas 2, 3, 5, 8, 9, 10 (verde, vermelho, infravermelho médio, segunda componente principal, terceira componente principal e NDVI).

**Tabela 1. Parcela contendo parte das 1.023 combinações utilizadas na mineração de dados e oriundas das dez bandas**

<b>Combinação</b>
B1
B2
B3
...
B1B2
B1B3
B1B4
B1B6
...
B1B2B3
B2B3B4
...
B1B2B3B4
B2B3B4B5
...
B1B2B3B4B5
B2B3B4B5B6
...
B1B2B3B4B5B6
B2B3B4B5B6B7
...
B1B2B3B4B5B6B7
B2B3B4B5B6B7B8
...
B1B2B3B4B5B6B7B8
B2B3B4B5B6B7B8B9
...
B1B2B3B4B5B6B7B8B9
...
<b>B1B2B3B4B5B6B7B8B9B10</b>

Em que: B1=azul; B2=verde; B3=vermelho; B4=infravermelho próximo; B5=infravermelho médio; B6=infravermelho distante; B7= primeira componente principal; B8=segunda componente principal; B9=terceira componente principal e B10= NDVI.

### 2.3. CONCORDÂNCIA ENTRE COMBINAÇÕES DE BANDAS

Processada a classificação das 1.023 combinações de bandas oriundas de cada imagem, os resultados foram tabulados, em ordem decrescente, pelo valor do índice kappa. Foi verificada diferença estatística ao nível de 5% de probabilidade somente a partir da combinação 760<sup>a</sup> para LTM05/2010 e a partir da 420<sup>a</sup> na LTM 09/2011 (Capítulo 2). Destes dados foram retiradas duas amostras, cada uma contendo as cinquenta melhores classificações oriundas das duas imagens. As rotinas executadas estão simplificadas na Figura 3.

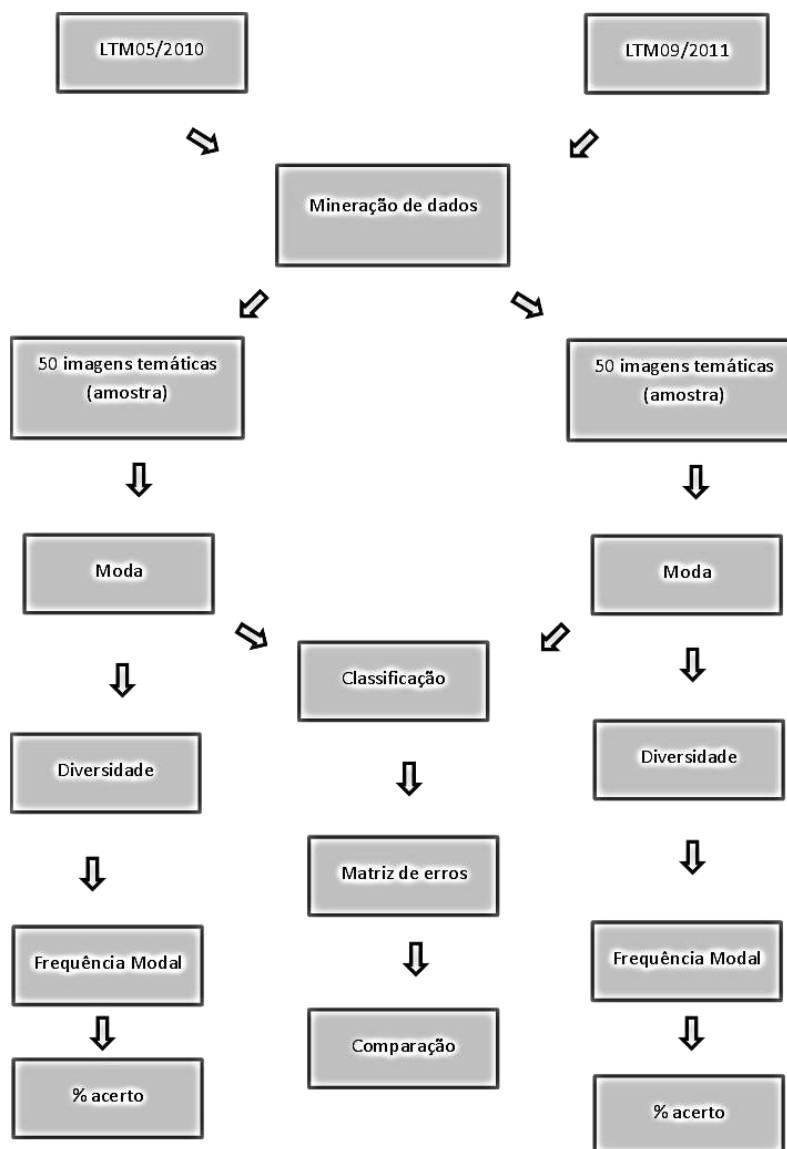
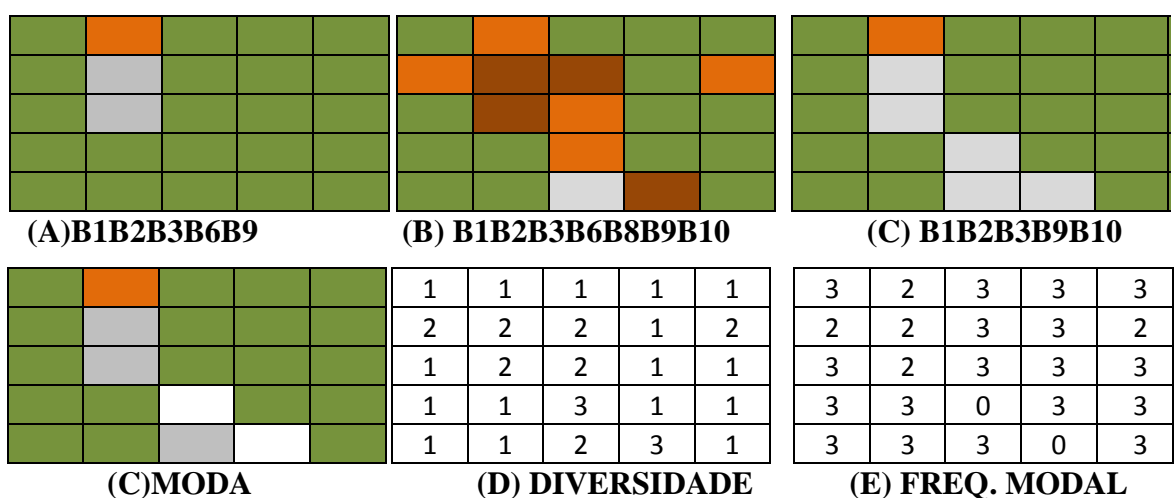


Figura 3. Fluxograma das atividades desenvolvidas.

Essas amostras foram utilizadas para identificar o grau de equivalência entre os pixels da mesma área, através do comando *Cell Statistics*. A Figura 2 (A, B e C) exibe um segmento da mesma área em três imagens temáticas de um dos conjuntos amostrais utilizados.

Essa função, permitiu sobrepor as imagens temáticas para extrair sua concordância categórica, a partir da moda (Figura 2 C), da diversidade (Figura 2 D) e da frequência modal (Figura 2 E). De forma geral, o primeiro utilizou os dados de frequência do conjunto, o segundo apresentou os valores com características que permitiram agrupá-los em grupos distintos e o terceiro contabilizou a frequência do primeiro.



**Figura 2. Fragmento de uma área contendo três classificações distintas, a moda, a diversidade e a frequência modal dessas amostras (Landsat TM/05-2010).**

1 = uma categoria observada; 2 = duas categorias observadas e 3 = três categorias observadas.

A moda foi originada utilizando a amostra contendo as cinquenta imagens temáticas por conjunto. Essa amostra se caracterizou por não apresentar diferença estatística entre as classificações. A partir dela, foi produzido uma imagem temática, denominada moda, contendo o maior número de observações que se repetiram ao longo dos pixels correspondentes. O comando utilizado para extrair a moda foi o *Majority*, localizado no módulo *Spatial Analyst*.

A moda, dado contendo a frequência do conjunto amostral, foi então submetida ao processo de classificação supervisionada, também pelo algoritmo Maxver. Foram utilizadas as mesmas amostras de treinamento e validação da classificação de imagens produzida no capítulo anterior.

Com isso, foi possível obter uma matriz de erros, a qual foi comparada com a matriz da melhor combinação de bandas. A frequência modal foi originada a partir da moda, resultando no número de vezes em que o valor observado na moda foi registrado nos pixels correspondentes.

A compilação da diversidade também foi originada da amostra contendo as cinquenta imagens temáticas. Ao sobrepor o conjunto amostral, o comando *variety* resultou uma imagem temática constituída pela informação oriunda da contagem dos diferentes números de identidade atribuídas ao mesmo pixel.

Por último, foi produzido o percentual de confiabilidade do conjunto amostral. Este foi obtido com a frequência observada em três categorias: total, intermediária e baixa. A confiabilidade total representou a área onde todas as imagens temáticas da amostra apresentaram uma única categoria, no caso a categoria correta da classificação de imagens. Na intermediária, a correspondência representou o intervalo onde 25-49 imagens apresentaram os mesmos resultados e a baixa concordância correspondeu aos dados observados em menos de 25 imagens da amostra.

### **3. RESULTADOS E DISCUSSÃO**

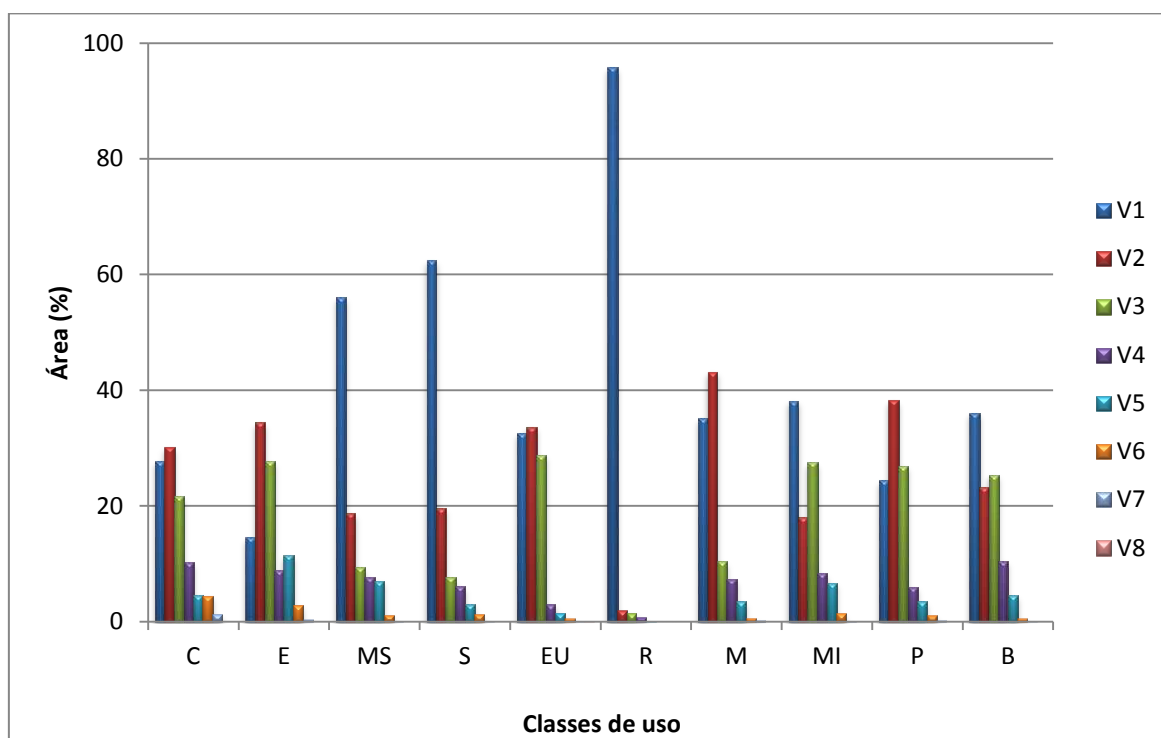
Foi possível identificar, com base nos dados que originaram o gráfico da Figura 3, que os valores de diversidade variaram, na LTM05/2010, de 1 a 8 (V1 a V8), num universo de variação máximo de 10, que corresponde ao número total de classes utilizadas na metodologia supervisionada. Considerando que não existe diferença estatística entre os índices kappa deste conjunto, a expectativa era que a análise de diversidade apresentasse concordância total, ou seja, todos os resultados fossem iguais a um (V1).

Apenas as classes mata sombreada, sombra e rio apresentaram a maior parte de seus dados alocados em uma única categoria. A classe rio apresentou o melhor resultado, indicando alto grau de concordância na classificação realizada. Este comportamento provavelmente se deve ao fato de que a resposta espectral da água, em algumas bandas e principalmente no infravermelho, é diferente da resposta de outros alvos, como solo exposto e vegetação. O padrão de resposta desta classe diferiu das demais, permitindo o alto grau de certeza.

As classes café, eucalipto, mangue, mata iluminada, pastagem e brejo apresentaram-se alocadas em mais de uma categoria distinta. Este resultado pode estar associado à

separabilidade estatística próxima do limite para as classes de café e eucalipto, quando submetidas aos índices *Bhattacharya* e *Jeffries-Matusita*. Além disso, as mesmas classes apresentaram baixos índices kappa condicionais (0,46 e 0,56), conforme verificado no Capítulo 2.

Em função da alta diversidade obtida para as classes de café e eucalipto pode-se refletir na importância da escolha de diferentes combinações de bandas, podendo apresentar alterações significativas com a retirada de uma ou outra banda (Capítulo 2). Ainda sobre essas classes, a maior parte de seus resultados foi enquadrado na categoria V2, indicando que grande parte das imagens temáticas apresentaram o resultado de suas classificações em duas categorias distintas.



**Figura 3. Diversidade de categorias entre as classes.**

V1 = 1 categoria; V2 = 2 categorias; V3 = 3 cateogrias; V4 = 4 categorias; V5 = 5 categorias; V6 = 6 categorias; V7 = 7 categorias e V8 = 8 categorias.

C = café; E = eucalipto; MS = mata sombreada; S = sombra; EU = solo exposto/ área urbana; R = rio; M = mangue; MI = mata iluminada; P = pastagem e B = brejo.

A análise do comportamento das classes, indicou grande diversidade de categorias, o que implica que a escolha do conjunto de bandas influencia no resultado final da classificação. Esta informação revelou o grau de confiabilidade associada ao índice de exatidão kappa, pois os mapas temáticos deveriam apresentar correspondência, pixel a

pixel, entre as mesmas classes, já que não apresentaram diferença estatística significativa pelo Teste z (anexo do Capítulo 2). Isso poderia indicar que, embora este resultado tenha sido estatisticamente igual, na realidade, o mesmo foi categoricamente diferente, o que o torna inconclusivo.

Este resultado talvez possa ser um reflexo da ideia exposta por Powel et al. (2004) onde, ressalta que mesmo se os procedimentos metodológicos forem cautelosamente executados, a estimativa da exatidão do mapeamento ainda pode apresentar-se de forma imprecisa.

A Figura 4 refere-se ao mesmo resultado anterior, porém com o conjunto de amostras oriundas da imagem LTM09/2011. As classes variaram de V1 a V7, porém, a diversidade apresentada por esta amostra também foi discrepante apenas para as classes de café e eucalipto. Entretanto, o grau de diversidade foi menor, indicando maior qualidade neste conjunto amostral em relação ao outro.

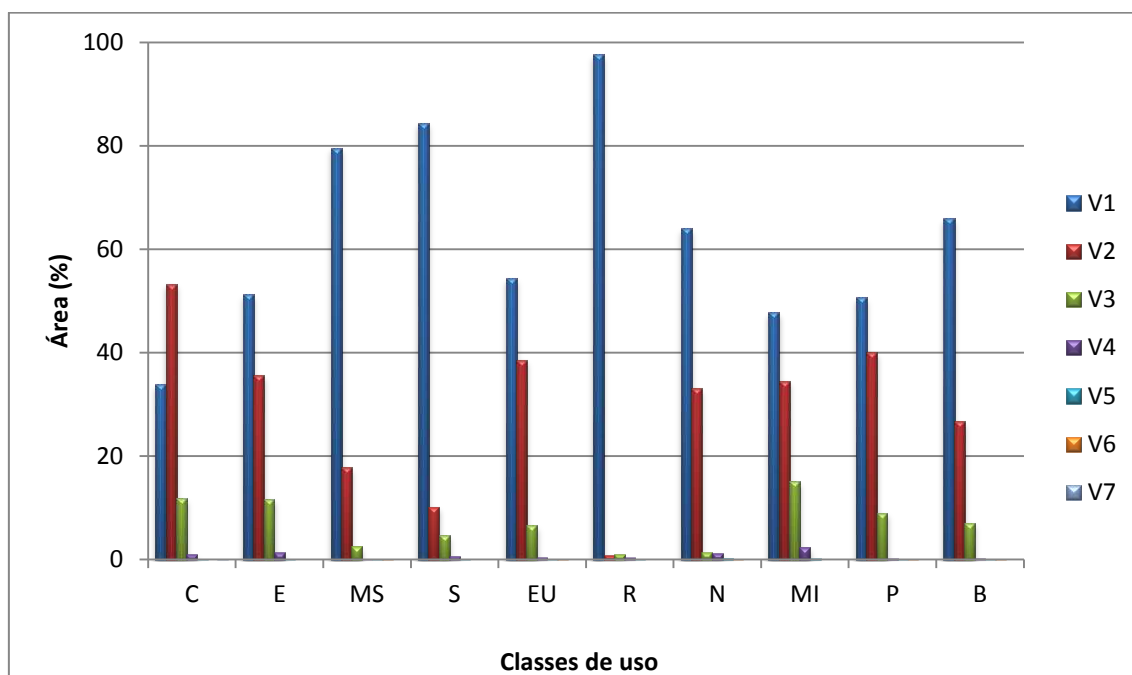
Quase todas as classes apresentaram mais de 50% da área enquadrada em uma única categoria (V1), o que aumentou o grau de certeza deste mapeamento. Algumas classes chegaram a apresentar valores em torno de 80% da área alocada em uma categoria, como mata sombreada, sombra e rio. Apenas a classe café apresentou a categoria V2 superior a primeira.

Em relação ao resultado obtido com a amostra anterior (Figura 3), acredita-se que o contraste encontrado nesses resultados (Figura 4) seja oriundo da maior quantidade de radiação solar presente na imagem de Setembro, permitindo adequada distinção espectral dos dados. A variável radiação, portanto, exerce importante papel em todo processo de classificação, desde a escolha da cena, passando pelo treino, validação, até o estágio final, onde é feita a avaliação da exatidão.

Sobre o grau de iluminação, bem como o ângulo de incidência que os raios atingem a superfície terrestre, o trabalho conduzido por Honkaavara et al., (2013) avaliou a radiação solar em diferentes épocas do ano, apresentando, nas áreas onde o relevo é acidentado (como no caso desta área de estudo), diminuição da quantidade de sombra com o aumento da luminosidade, permitindo melhor identificação os alvos sobre a superfície. Este fato também foi explorado no primeiro capítulo do presente estudo.

A análise de diversidade, de forma geral, exibiu a quantidade de categorias em que as classes de uso e cobertura da terra da amostra foram alocadas. Para obter a informação acerca da distribuição das categorias em que cada pixel foi classificado foi utilizada uma tabulação de área entre a moda e a melhor classificação deste conjunto.

Na LTM05/2010, a melhor combinação encontrada foi a B235610 (Capítulo 2), e os resultados oriundos desta tabulação encontram-se na Tabela 2.



**Figura 4. Variação de concordância entre os classificadores.**

V1 = 1 categoria; V2 = 2 categorias; V3 = 3 categorias; V4 = 4 categorias; V5 = 5 categorias; V6 = 6 categorias e V7 = 7 categorias.

C = café; E = eucalipto; MS = mata sombreada; S = sombra; EU = solo exposto/ área urbana; R = rio; N = nuvem; MI = mata iluminada; P = pastagem e B = brejo.

Foi possível observar, a partir dos resultados provenientes da matriz, que em termos percentuais de área, a correspondência entre os pixels da maior parte das classes foi alta. Entretanto, os usos de café, eucalipto, sombra e brejo apresentaram, pixel a pixel, as menores exatidões. Desta forma, o resultado da classificação de imagens (Capítulo 2) obtido a partir do conjunto de amostras de treinamento e validação não foi suficiente ou representativo para toda área, causando confusão entre as classes. As outras classes de uso foram representativas em toda área, apresentando concordâncias superiores a 90%.

A respeito da utilização da matriz de erros, Foody (2002) ressalta que esta pode ser utilizada para derivar outras informações, que possibilitam encontrar maior utilidade tanto quanto a representação dos resultados. Desta forma, acredita-se que neste trabalho a moda constituiu-se numa análise mais rigorosa do que o índice kappa, pois apresentou resultado pixel a pixel, não estimando a área a partir de um conjunto mínimo conhecido.

**Tabela 2. Percentual representativo da matriz de concordância (área) entre a melhor combinação de bandas (B235610) e a classe modal das 50 melhores classificações na imagem Landsat TM 05/2010**

	C	E	MS	S	EU	R	M	MI	P	B
C	<b>82</b>	4	0	0	0	0	0	0	0	0
E	8	<b>79</b>	0	0	0	0	0	0	0	1
MS	4	13	<b>97</b>	16	1	0	2	1	0	2
S	0	0	0	<b>68</b>	0	0	0	0	0	0
EU	1	0	0	0	<b>91</b>	0	0	0	3	18
R	0	0	0	0	0	<b>99</b>	0	0	0	0
M	0	0	2	2	0	0	<b>98</b>	0	0	0
MI	5	3	0	0	1	0	0	<b>98</b>	2	0
P	1	1	0	0	6	0	0	0	<b>94</b>	12
B	0	0	0	14	2	0	0	0	1	<b>66</b>

C = café; E = eucalipto; MS = mata sombreada; S = sombra; EU = solo exposto/ área urbana; R = rio; M = mangue; MI = mata iluminada; P = pastagem e B = brejo.

É importante frisar que os dados foram processados considerando o mesmo conjunto de amostras de treinamento e validação. Portanto, o que estaria ocasionando esta discrepância para algumas classes temáticas, se todas são significativamente iguais perante o Teste z, seria a combinação de bandas entre os dados espectrais e o índice (NDVI) e a análise de componentes principais (PCA) utilizados na classificação. Isso permitiu checar que, sob essas condições de radiação, relevo e classes de uso, o índice kappa não apresentou-se como bom estimador do grau de concordância entre a classificação processada pelo algoritmo e as classes presentes no campo.

Para a imagem LTM09/2011 (Tabela 3), o resultado da análise pixel a pixel revelou maior correspondência para todas as classes temáticas, apresentando coincidência em mais de 90% da área, com exceção do brejo e da pastagem, que apresentaram respectivamente 84% e 85%. Isto ressalta que, embora a análise de diversidade tenha revelado divergência entre categorias nas classes de café e eucalipto, em termos de área, isso foi tolerável, uma vez que os resultados corresponderam a 93% de certeza para ambas classes.

A única categoria que apresentou correspondência total entre a moda e a melhor combinação foi a classe sombra para o mês de Setembro, sendo que durante o mês de Maio a mesma foi de 68%. Se, como foi visto no primeiro capítulo, a época de obtenção do primeiro conjunto amostral favoreceu o período de sombras, esta classe teria maior potencial de correspondência que aquela oriunda da amostra produzida para o mês de

Setembro. Mas, a maior quantidade de radiação solar pode ter diminuído a mistura espectral com outras classes, melhorando a distinção entre elas. Outro aspecto que confirma isso foi o fato dos índices kappa condicionais terem apresentado maior uniformidade na imagem LTM09/2011, conforme apresentado no segundo capítulo.

**Tabela 3. Percentual representativo de uma matriz de concordância (área) entre a melhor combinação de bandas e a moda estatística na imagem Landsat TM 09/2011**

	C	E	MS	S	EU	R	N	MI	P	B
C	<b>93</b>	3	3	0	0	0	0	6	2	0
E	2	<b>93</b>	0	0	0	0	0	1	7	1
MS	4	0	<b>96</b>	0	0	0	0	0	0	0
S	0	0	0	<b>100</b>	0	1	0	0	1	0
EU	0	0	0	0	<b>95</b>	0	2	1	5	3
R	0	0	0	0	0	<b>98</b>	0	0	0	0
N	0	0	0	0	0	1	<b>98</b>	0	0	0
MI	1	0	0	0	0	0	0	<b>92</b>	0	0
P	0	3	0	0	2	0	0	0	<b>85</b>	12
B	0	1	0	0	2	0	0	0	0	<b>84</b>

C = café; E = eucalipto; MS = mata sombreada; S = sombra; EU = solo exposto/ área urbana; R = rio; N = nuvem; MI = mata iluminada; P = pastagem e B = brejo.

É importante ressaltar que a diferença espectral entre as duas imagens resumiu-se apenas a época do ano e a quantidade de iluminação que incidiu sobre o terreno, mais uma vez apontando que este fator exerce papel importante no comportamento dos alvos da superfície e que portanto deve ser levado em consideração ao se escolher uma cena.

Em relação aos índices kappa condicionais (Tabela 4), em todas as classes temáticas não houve diferença estatística entre a melhor combinação de bandas e a moda extraída da população analisada. Isso mostrou que a uniformidade do conjunto amostral foi semelhante ao resultado apresentado pela melhor combinação de bandas e desta forma, não houve incremento desta na utilização de  $n$  combinações.

Para a imagem LTM09/2011 (Tabela 5), o resultado obtido foi semelhante ao anterior, não havendo diferença estatística entre a melhor combinação de bandas e a moda amostral, revelando que a escolha do uso de uma ou outra metodologia fica a critério do usuário, por não interferir na qualidade final do produto.

**Tabela 4. Kappa condicional das classes de uso e cobertura da terra da imagem outono e a moda do conjunto amostral**

Classes	LTM05/2010	Moda	z cond
C	0.464 <sup>a</sup>	0.400 <sup>a</sup>	0,805
E	0.559 <sup>a</sup>	0.544 <sup>a</sup>	0,181
MS	0.957 <sup>a</sup>	0.967 <sup>a</sup>	0,72
S	0.990 <sup>a</sup>	1.000 <sup>a</sup>	-1.42
AU	0.976 <sup>a</sup>	0.990 <sup>a</sup>	-1.27
R	0.933 <sup>a</sup>	0.915 <sup>a</sup>	0.33
M	0.974 <sup>a</sup>	0.974 <sup>a</sup>	0.00
MI	0.700 <sup>a</sup>	0.704 <sup>a</sup>	0.06
P	0.971 <sup>a</sup>	0.983 <sup>a</sup>	0.83
B	0.923 <sup>a</sup>	0.938 <sup>a</sup>	0.46

Diferentes letras em uma mesma linha indicam diferença estatística ao nível de 5 % de probabilidade pelo teste z.

C = café; E = eucalipto; MS = mata sombreada; S = sombra; AU = área urbana/solo exposto; R = rio; M = mangue; MI = mata iluminada; P = pastagem e B = brejo.

**Tabela 5. Kappa condicional das classes de uso e cobertura da terra da imagem primavera e a moda do conjunto amostral**

Classes	LTM09/2011	Moda	z cond
C	0.730 <sup>a</sup>	0.725 <sup>a</sup>	-0.09
E	0.192 <sup>a</sup>	0.212 <sup>a</sup>	0.35
MS	0.958 <sup>a</sup>	0.963 <sup>a</sup>	0,36
S	1.000 <sup>a</sup>	1.000 <sup>a</sup>	0.00
EU	1.000 <sup>a</sup>	0.996 <sup>a</sup>	-1.00
R	1.000 <sup>a</sup>	1.000 <sup>a</sup>	0.00
N	1.000 <sup>a</sup>	1.000 <sup>a</sup>	0.00
MI	0.719 <sup>a</sup>	0.733 <sup>a</sup>	0.25
P	0.994 <sup>a</sup>	0.994 <sup>a</sup>	0.00
B	0.993 <sup>a</sup>	0.986 <sup>a</sup>	0.58

Diferentes letras em uma mesma linha indicam diferença estatística ao nível de 5 % de probabilidade pelo teste z.

C = café; E = eucalipto; MS = mata sombreada; S = sombra; AU = área urbana/solo exposto; R = rio; N = nuvem; MI = mata iluminada; P = pastagem e B = brejo.

O grau de certeza apresentado pelos conjuntos populacionais das imagens temáticas (Tabelas 6 e 7) revelou que as menores ocorrências corresponderam a dados que apresentaram baixo grau de certeza no mapeamento, onde as amostras concordaram em até 24 imagens. Para a LTM05/2010 este resultado correspondeu a 10,5% da amostra.

Tal fato permite concluir que, dependendo da combinação de bandas utilizada, o resultado pode apresentar baixa equivalência entre o que está representado no mapa e o que ocorre na realidade. Na classe intermediária, que correspondeu ao intervalo 25 a 49 imagens, houve 48,2% de concordância. Entretanto, a representatividade máxima da confiabilidade, ou seja, proveniente das 50 imagens apresentou correspondência em apenas 41,3% da amostra.

**Tabela 6. Frequência de concordância entre as classes (LandsatTM 05/2010)**

Amostra	Concordância (%)
0-24	10,5
25-49	48,2
50	41,3
Total	100

Para a LTM05/2010 os resultados revelaram baixo grau de certeza do mapeamento, apesar do índice kappa da amostra ser considerado no intervalo excelente (Landis; Koch, 1977). Os fatores que possivelmente contribuem para isso podem estar relacionados a perda de pixels por mistura espectral, já que a baixa luminosidade da época não realça uniformemente os alvos da superfície. A falta de representatividade das amostras de treinamento também pode ser considerada outro fator, pois acaba não sendo extrapolada para toda área, já que o comportamento espectral das classes, não é homogêneo.

Para as cartas temáticas oriundas da imagem LTM09/2011 (Tabela 7) o resultado foi superior ao anterior e o grau de incerteza do mapeamento diminuiu consideravelmente, passando de 10,5% a apenas 0,9% concordando com menos de 25 imagens do conjunto. Os resultados intermediários também diminuíram em relação ao anterior, melhorando a correspondência entre as classes mapeadas no conjunto de amostras alcançando correspondência de 38,6%. Todavia, os dados que concordaram corretamente entre si, pixel a pixel, aumentaram para 60,5% das 50 imagens.

**Tabela 7. Frequência de concordância entre as classes (LandsatTM 09/2011)**

Amostra	Concordância (%)
0-24	0,9
25-49	38,6
50	60,5
Total	100

Com base nesses resultados, foi possível identificar que a época do ano exerceu papel importante a ser considerado no mapeamento do uso e cobertura, pois o grau de luminosidade que atinge o terreno constitui o fator diferencial para alcançar bons resultados em trabalhos que envolvem classificação de imagens.

### 3.5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

O resultado do teste de diversidade mostrou diferentes categorias para os resultados considerados estatisticamente iguais. Logo, apesar do índice de exatidão kappa apresentar-se no intervalo excelente, ele não pode ser conclusivo. Portanto, avaliar a estimativa da exatidão de um mapa com base em uma única matriz de erros não constituiu a melhor forma de explorar os dados.

Recomenda-se utilizar imagens correspondentes aos períodos do ano que apresentam maior grau de luminosidade, como primavera e verão, para o Hemisfério Sul. Além disso, torna-se importante também identificar a melhor combinação espectral entre as bandas do satélite a ser utilizado e variáveis como análise de componentes principais e índices de vegetação pois estas vêm apresentando resultados importantes na classificação de imagens.

### REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AICKIN, M. Maximum Likelihood Estimation of Agreement in the Constant Predictive Probability Model, and Its Relation to Cohen's Kappa. **Biometrics** v.46, p.293-302, 1990.

ALKIMIM, A. F. **Geoambientes, morfometria e solos da Bacia do rio Benevente**, ES. Viçosa, MG, 2009. (Dissertação)

AMARAL, M. V. F; SOUZA, A. L; SOARES, V. P; SOARES, C. P. B; LEITE, H. G; FERNANDES FILHO, E. I e LANA, J. M. Avaliação e comparação de métodos de classificação de imagens de satélites para o mapeamento de estádios de sucessão florestal. **Revista Árvore** v. 33, n.3, p. 575-582, 2009.

BEEKHUIZEN, J and CLARKE, K. C. Toward accountable land use mapping: Using geocomputation to improve classification accuracy and reveal uncertainty. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation** v. 12 p. 127–137, 2012.

BERRA, E. F; BRANDELERO, C; PEREIRA, R. S; SEBEM, E; GOERGEN, L. C. G; BENEDETTI, A. C. P e LIPPERT, D. B. Estimativa do volume total de madeira em espécies de eucalipto a partir de imagens de satélite Landsat. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v. 22, n. 4, p. 853-864, 2012.

BISHOP, Y. M; FIENBERG, S. E. & HOLLAND, P. W. **Discrete Multivariate Analysis** Theory and Practice. Springer, 2007.

BOULILA, W.; FARAH, I. R; SAHEB ETTABA, K.; SOLAIMANB, B.; BEN GHÉZALA, H. A data mining based approach to predict spatiotemporal changes in satellite images. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 13, n. 3, p. 386-395, 2011.

BRENNAN, R. L. and PREDIGER, D. J. Coefficient kappa: Some uses, misuses and alternatives, **Educational and Psychological Measurement** 41, 687–699, 1981.

CHEN, J; ZHU, X; HIMURA, H. and CHEN, X. Consistency of accuracy assessment indices for soft classification: simulation analysis. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing** v. 65, p. 156-164, 2010.

COHEN, J. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. **Education and Psychological Measurement** 20:37-46, 1960.

COLLINGWOOD, A; FRANKLIN, S. E; GUO, X and STENHOUSE, G. A medium resolute remote sensing classification of agricultural areas in Alberta, grizzly bear habitat. **Canadian Journal of Remote Sensing** v. 35, n.01, p. 23-36, 2009.

CONGALTON, R. G. & GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices**. Second edition, CRC Press, 1972.

CONGALTON, R. G; ODERWALD, R. G. & MEAD R. A. Assessing Landsat classification accuracy using discrete multivariate statistical techniques. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 49, 1671–1678, 1983.

CONGALTON, R. G. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data. **Remote Sensing of Environment**, v.37:35-46, 1991.

FOODY, G. M. A fuzzy sets approach to the representation of vegetation continua from remotely sensed data: An example from lowland heath, **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, 58(2):221-225, 1992.

FOODY, G. M. Status of land cover classification accuracy assessment. **Remote Sensing of Environment**, v. 80, p. 185-201, 2002.

FOODY, G. M. Thematic map comparison: evaluating statistical significance of differences in classification accuracy. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 70, n. 5, pp. 627-633, 2004.

GAO, J. **Remotely Sensed Imagery**. The MacGraw Hill, New York, 2009.

HEINL, M; WALDEC, J; TAPPEINER, G and TAPPEINER, U. Classifiers vs. input variables—The drivers in image classification for land cover mapping. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation** v. 11, p.423-430, 2009.

HONKAVAARA, E.; MARKELIN, L.; ROSNELL, T.; NURMINEN, K. Influence of solar elevation in radiometric and geometric performance of multispectral photogrammetry. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 67, p.13-26, 2012.

HUDSON, W. D; RAMM, C. W. Correct formulation of the kappa coefficient of agreement. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 53, n. 4, p. 421-422, 1987.

IEMA. Instituto Estadual do Meio Ambiente do Estado do Espírito Santo. **As águas do Rio Benevente**. Disponível em: <<http://www.iema.es.gov.br>>. Acesso em: 03 de dezembro de 2012.

JULIEN, Y; SOBRINO, J.A; JIMENÉZ-MUÑOZ, J.C. Land use classification from multitemporal Landsat imagery using the Yearly Land Cover Dynamics (YLCD) method. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation** v. 13, p. 711–720, 2011.

NAESSET, E. Conditional tau coefficient for assessment of producer's accuracy of classified remotely sensed data. **ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing** v. 51, p. 91-98, 1996.

NAIDOO, L.; CHO, M. A.; MATHIEU, R.; ASNER, G. Classification of savanna tree species, in the Greater Kruger National Park region, by integrating hyperspectral and LiDAR data in a Random Forest data mining environment. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v.69, p. 167-179, 2012.

PELUZIO, T. M. O; SANTOS, A. R; FIEDLER, N. C; BAUER, M. O; GARCIA, G. O; SIMÃO, J. B. P e PELUZIO, J. B. E. Comparação fotointerpretativa entre aerofoto e imagem de satélite. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v. 23, n. 2, p. 537-544, 2013.

PÉREZ-ROYOS, A; GARCÍA-HARO, F. J; SAN-MÍGUEL-AYANS, J. A methodology to generate a synergetic land-cover map by fusion of different land-cover products. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation** v.19, p. 72-87, 2012.

POWEL, R. L; MATZKE, N; SOUZA JÚNIOR, N; CLARK, M; NUMATA, I; HESS, L. L and ROBERTS, D. A. Sources of error in accuracy assessment of thematic land cover maps in the Brazilian Amazon. **Remote Sensing of Environment** v.90, p. 221–234, 2004.

RADAMBRASIL. Ministério das Minas e Energia. Secretaria Geral. **Folhas SF 23/24 Rio de Janeiro/Vitória: geologia, geomorfologia, pedologia, vegetação e uso potencial da terra** / Projeto RADAMBRASIL. Rio de Janeiro, 1983.

ROSENFELD, G. & FITZPATRICK-LINS, K. A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, 52(2), 1986.

SCHNEIDER, A. Monitoring land cover change in urban and peri-urban areas using dense time stacks of Landsat satellite data and a data mining approach. **Remote Sensing of Environment** v.124, p. 689–704, 2012.

STEHMAN, S. V. Selecting and interpreting measures of thematic classification accuracy. **Remote Sensing of Environment** v. 62, n. 11, p. 77-89, 1997.

TSO, BRAND & MATHER, PAUL. **Classification methods for remotely sensed data**. Second edition. CRC Press, Boca Raton, FL, 2009.

VASCONCELLOS, C. H e NOVO, E. M. L. M. Mapeamento do uso e cobertura da terra a partir da segmentação e classificação de imagens – fração solo, sombra e vegetação derivadas do modelo linear de mistura aplicado a dados do sensor TM/Landsat5, na região do reservatório de Tucuruí - PA. **Acta Amazônica** v. 34, n.3, p.487-493, 2004.

VIEIRA, M. A.; FORMAGGIO, A. R.; RENNÓ, C. D.; ATZBERGER, C.; AGUIAR, D. A.; MELO, M. P. Object based image analysis and data mining applied to a remotely sensed Landsat time-series to map sugarcane over large areas. **Remote Sensing of Environment**, v. 123, p. 553-562, 2012.

ZHOU, F.; ZHANG, A.; TOWNLEY-SMITH, L. A data mining approach for evaluation of optimal time-series of MODIS data for land cover mapping at a regional level. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v.84, p.114-129, 2013.