

IDENTIFICAÇÃO ESPECTRAL DE MATERIAIS URBANOS COM A TÉCNICA MAPEADOR DE ÂNGULO ESPECTRAL (SAM) E O SENSOR DE ALTA RESOLUÇÃO ESPACIAL GEOEYE-1

Gloria Durán

Licenciada em Geografia (UCV), Especialista em Sensoriamento Remoto e SIG (INPE), Mestre em Geografia (UFSM)
Doutoranda em Geografia (UFC)
E-mail: gloriab.ucv@gmail.com

Waterloo Pereira Filho

Bacharel em Geografia (UFSM), Mestre em Sensoriamento Remoto (INPE), Doutor em Geografia Física (USP).
Professor titular da UFSM, Centro de Ciências Naturais e Exatas –CCNE/Departamento de Geociências
E-mail: waterloopf@gmail.com

Tatiana Mora Kuplich

Graduação em Ciências Biológicas (UFRGS); Mestre em Sensoriamento Remoto (INPE); Doutorado em Geografia Física (University of Southampton)
Pesquisadora Senior -Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais do Centro Regional Sul - INPE/CRS
E-mail: tatiana.kuplich@inpe.br

RESUMO

As áreas urbanas são constituídas por um conjunto diversificado de materiais fabricados e naturais, dispostos de forma complexa pelo homem para sua sobrevivência. O sensoriamento remoto é uma ferramenta com potencial para obtenção de dados espectrais de materiais urbanos e suas condições. Neste trabalho, foi avaliada a potencialidade de identificação espectral dos materiais urbanos numa imagem multiespectral GeoEye-1 utilizando a técnica de mapeamento espectral SAM (*Spectral Angle Mapper*), que determina a similaridade espectral entre as curvas espectrais de vários píxeis, calculando um ângulo entre eles, sendo que a variação angular possibilita discriminar feições espectrais dos alvos. Os resultados obtidos mostraram que a técnica SAM, permitiu a identificação das características espectrais de alvos fabricados e naturais com algumas limitações devido principalmente à heterogeneidade de alvos urbanos e mistura espectral. Assim foi possível a identificação de alvos urbanos com exatidão maior a 50%. A imagem GeoEye-1 proporciona uma aproximação à identificação de padrões intraurbanos considerando a resposta espectral dos alvos, mas pode ser aperfeiçoado utilizando imagens hiperespectrais assim como outros métodos de classificação que considerem padrões de forma, textura e comportamento espectral.

PALAVRAS-CHAVE: Comportamento Espectral, Sensoriamento Remoto, Áreas Urbanas. Spectral Angle Mapper, GeoEye-1.

SPECTRAL IDENTIFICATION OF URBAN MATERIALS WITH THE SPECTRAL ANGLE MAPPING TECHNIQUE (SAM) AND GEOEYE-1 HIGH RESOLUTION SENSOR

ABSTRACT

The urban areas are made up of a diverse set of manufactured and natural materials, arranged in a complex way by man for his survival. Remote sensing is a tool used to obtain spectral data of urban materials and their conditions. In this work, the potential of spectral identification of urban materials in a GeoEye-1 multispectral image was evaluated using the Spectral Angle Mapper (SAM) technique, which determines the spectral similarity between multi-pixel spectral curves. An angle between spectral curves and its variation are calculated, allowing discrimination between

targets. The results showed that the SAM technique allowed identification of the spectral characteristics of manufactured and natural targets, although with some limitations mainly due to heterogeneity of urban targets and spectral mixing. It was possible to identify urban targets with an accuracy greater than 50%. The GeoEye-1 image provides the identification of intra-urban patterns considering the spectral response of the targets, but results can be improved using hyperspectral images and a combination of spectral techniques with classification methods that consider patterns of shape and texture.

KEYWORDS: Spectral Characterization, Remote sensing, Urban Areas, Spectral Angle Mapper, GeoEye-1.

INTRODUÇÃO

As áreas urbanas são compostas de objetos com diferentes formas e materiais e podem ser encontrados alvos variados, tais como: concreto, asfalto, brita, calçamentos de paralelepípedos (ruas e avenidas), telhados de diversos materiais, solo exposto, grama, árvores e corpos d'água.

Essa diversidade de alvos é uma das maiores dificuldades encontradas na utilização de dados de sensoriamento remoto em estudos de áreas urbanas, isso por causa da heterogeneidade e complexidade das feições espectrais encontradas em alvos com características físico-químicas variáveis (FORSTER, 1985; MYINT et al., 2006; LOMBARDO; MACHADO, 2011).

Apesar dos recentes avanços tecnológicos, a caracterização de padrões morfológicos intraurbanos a partir de imagens de satélite de alta resolução espacial e radiométrica continua sendo um grande desafio. Para estudos nas áreas urbanas, o ideal é que quanto mais elevada seja a resolução espacial dos dados de sensores remotos, mais detalhada é a informação que se pode extrair. O sensor GeoEye-1, com 1,60 m na banda multiespectral e 0,41 m na banda pancromática oferece dados submétricos e permite discriminar e/ou identificar tipos de cobertura do solo urbano (MOREIRA, 2008; JENSEN, 2009).

Os sensores de alta de resolução espacial e espectral produzem informações sobre as propriedades dos materiais das superfícies urbanas. Imagens hiperspectrais e multiespectrais estão sendo utilizados com sucesso para mapear diferentes superfícies urbanas. Além disso, uma abordagem de multi-resolução tem sido usada para comparar como diferentes sensores detectam materiais artificiais (CARVALHO JÚNIOR et al., 2016; WENG, 2016)

Alguns trabalhos mostram uma abordagem mais completa da temática, Moreira (2008) utilizando imagens hiperespectrais do sensor aerotransportado *HSS*; e Mei et al. (2014) utilizando imagens multiespectrais QuickBird e Ikonos, estudaram a caracterização espectral e discriminação de alvos urbanos utilizando imagens e uma biblioteca espectral de materiais urbanos com medições de laboratório e campo. Ambos testaram o potencial do uso da técnica *Spectral Angle Mapper*

(SAM) para a identificação de materiais urbanos e seus resultados foram uma boa identificação de classes genéricas de alvos urbanos.

Outros trabalhos mostram a utilização do SAM na identificação de alvos urbanos: Cilia et al. (2015) aplicam a técnica numa imagem hiperespectral com abordagem de qualidade da superfície de telhas de asbesto cimento. Passo (2013) utiliza uma imagem WorldView-2 e avalia as potencialidades e acurácia das classificações geradas pelas metodologias por píxel destacando a capacidade de identificação de alvos urbanos.

Outro aspecto a considerar é que a maior parte dos trabalhos sobre resposta espectral de alvos urbanos está orientado a materiais específicos, tais como por exemplo: asfalto (RESENDE et al., 2012), telhas variadas (CHISENSE, 2012), telhas de amianto (CILIA et al., 2015), neste sentido existe carência de artigos sobre sensoriamento remoto urbano para mapeamento de diferentes coberturas, que considerem os espectros de diversos materiais urbanos num conjunto como mostra este trabalho.

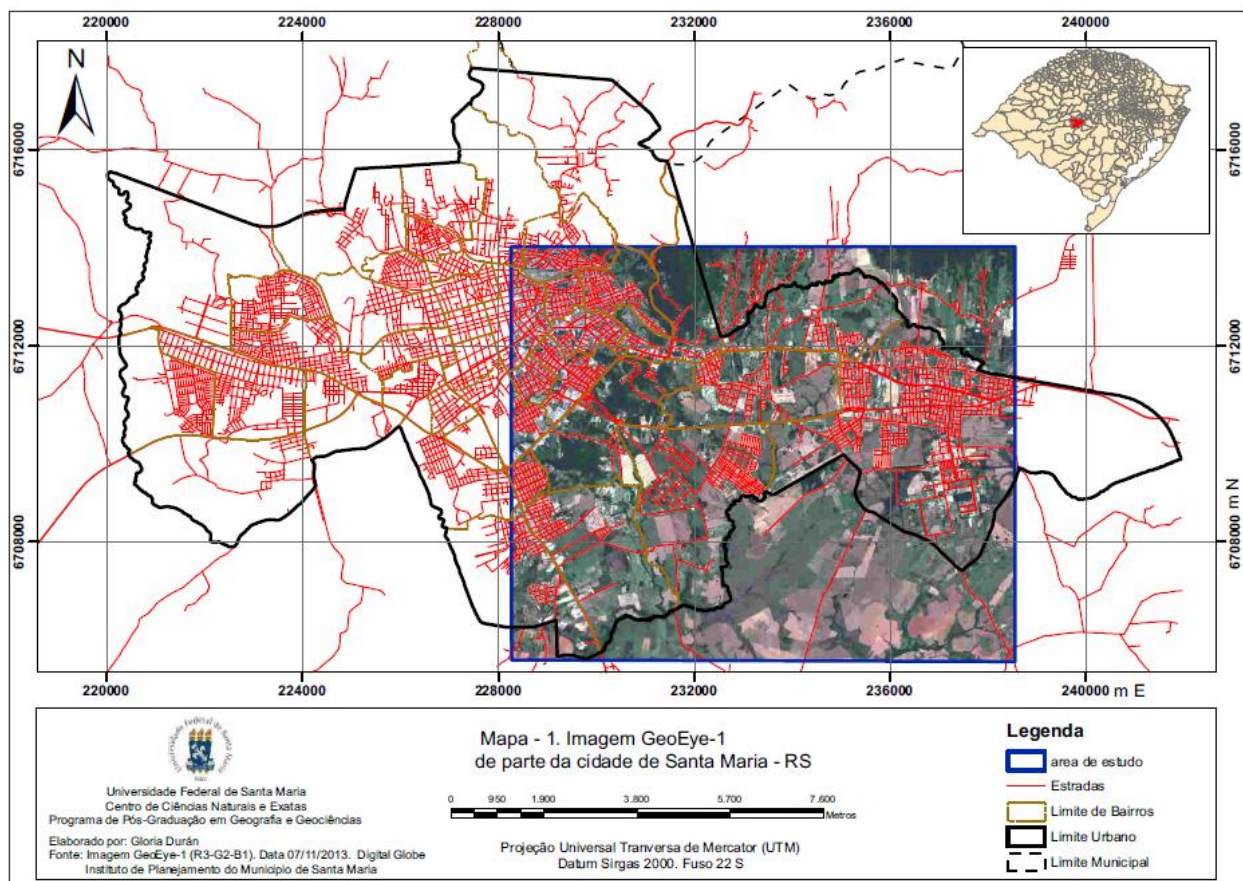
Existe uma extensa variedade de métodos de classificação digital de imagens através de algoritmos classificadores. A classificação pode ser não supervisionada já que utiliza algoritmos de agrupamento dos píxeis e supervisionada porque demanda de amostras de treinamento e conhecimento prévio da realidade na área de estudo. Neste trabalho para classificar diversos materiais urbanos considerando a resposta espectral, foi selecionada a técnica supervisionada Mapeador de Ângulo Espectral (SAM - *Spectral Angle Mapper*) que é baseada em píxel e vem sendo utilizada na classificação de imagens hiperespectrais para mapeamento geológico e com identificação de minerais terrestres, como no trabalho do Markoski (2006), assim como em imagens multiespectrais para identificação de materiais urbanos.

O SAM é uma ferramenta que permite um mapeamento rápido de semelhança espectral do espectro da imagem com o espectro de referência que pode ser de campo, de laboratório ou de uma biblioteca de referência. Uma desvantagem da técnica é o problema da mistura espectral que pode levar a subestimação ou superestimação de erros nas classes espectrais, principalmente em imagens de resolução espacial média. Nesta fase de coleta de amostras espectrais é importante identificar os píxeis puros ou *endmembers* associados às classes consideradas no estudo para otimizar o desempenho do classificador. A técnica SAM considera cada píxel na cena e avalia a similaridade dos espectros, com base na separação angular entre os vetores que representam esses espectros no espaço de atributos e o vetor que representa um ou mais espectros de referência (GIROUARD et al., 2004; BORENGASSER et al., 2008; MOREIRA, 2008).

A técnica SAM é relativamente insensível às variações na iluminação sobre o material do alvo porque o ângulo entre dois vetores é invariante em relação aos comprimentos dos vetores (CLARK, 1999). Por isso a técnica pode ser útil na classificação do espaço urbano, já que é menos sensível aos efeitos bidirecionais de iluminação, como é o caso de sombras resultantes de inclinações das superfícies em relação ao ângulo de incidência solar, que é uma característica comum nos ambientes urbanos.

Tendo em vista o grande potencial do uso de técnicas de sensoriamento remoto para estudos urbanos, o tema central e o objetivo deste trabalho é verificar o potencial de identificação de diversos materiais urbanos na imagem GeoEye-1, utilizando espectros de referência da imagem e a técnica SAM numa porção da área urbana de Santa Maria, Rio Grande do Sul, que corresponde à extensão da imagem GeoEye-1, de acordo ao Mapa 1, apresentado na Figura 1.

Figura 1 - Imagem GeoEye-1 de parte da cidade de Santa Maria.



Fonte: Durán (2014)

METODOLOGIA

Foi utilizada uma imagem GeoEye-1 da *DigitalGlobe*, tipo "Geo" (*Standard Geometrically Corrected*), com data de 07 de novembro de 2013, esta imagem multiespectral possui quatro bandas: azul (450 - 510 nm), verde (510 - 580 nm), vermelho (655 - 690 nm), infravermelho próximo (780 - 920 nm), resolução espacial de 1,60 m, adquirida com ângulo de incidência de 7,43° e resolução radiométrica de 11 bits.

O nível de processamento da imagem original encontrava-se no nível básico, que neste caso corresponde com o tipo "Geo" da imagem GeoEye-1, que apresenta o menor nível de correções radiométrica e geométrica, apenas inclui dados de projeção geográfica no Datum WGS84.

O primeiro passo foi fazer a correção radiométrica para converter os níveis digitais (ND) da imagem para reflectância. Nesta fase foi feita a conversão dos valores ND da imagem para valores de radiância e reflectância aparente. As equações utilizadas correspondem às estabelecidas na publicação técnica de Podger et al. (2011) sobre radiância e reflectância calculadas para o sensor GeoEye-1. Estas equações foram aplicadas com ajuda da ferramenta "Band Math" do ENVI. Para a correção atmosférica e obtenção da imagem de reflectância de superfície, foi utilizado o método *DOS* proposto por Chavez (1988) com ajuda da ferramenta "Dark Subtract" do ENVI utilizando os valores mínimos da imagem, que baseia-se no pressuposto de que em toda cena, deve haver um alvo de reflectância zero.

O segundo passo foi fazer a correção geométrica através de ortorretificação automática da imagem *GeoEye-1*, no *software* ENVI 4.8, para remoção das distorções sistemáticas introduzidas durante a aquisição das imagens. Foram utilizados os RPC (*Rational Polynomial Coefficients*) fornecidos no arquivo de metadados da imagem e um modelo digital de elevação (MDE) gerado a partir de das informações altimétricas disponíveis na base cartográfica em escala 1:25.000 da área de estudo, em projeção UTM fuso 22 e Datum WGS84. Sendo o processo automático, o processamento é interno no *software*, sacrificando precisão por velocidade, porém o usuário não interage diretamente na correção, cujo resultado depende exclusivamente da qualidade do MDE e os RPC's ministrados pela empresa.

Já com as correções feitas, iniciou-se o processo de seleção das áreas de amostragem segundo os materiais a caracterizar. De forma geral, os materiais urbanos a caracterizar foram selecionados conforme a sua presença comum e distribuição na área de estudo. A figura 2 mostra os tipos de materiais considerados como classes na classificação da imagem GeoEye-1.

Foi realizado um reconhecimento de campo da área em estudo entre junho e agosto de 2014, para conferir se os alvos materiais previamente escolhidos e identificados na imagem por interpretação visual, correspondiam com o material a identificar. Foram coletados 50 pontos dispostos de forma aleatória na área coberta pela imagem GeoEye-1, cuja localização geográfica foi medida com um GPS navegador, visando à correspondência espacial entre o material identificado na imagem e em campo.

Figura 2 - Amostras de materiais urbanos (classes) utilizadas na aplicação da técnica de classificação SAM na imagem GeoEye-1.



Fonte: Durán (2014)

Foram estabelecidas 26 classes de materiais, na imagem GeoEye foram selecionados entre 10 e 15 espectros de referência para cada um dos materiais escolhidos a partir da própria imagem, obteve-se a média, a qual serviu como curva espectral de referência de cada material. Na aplicação do método *SAM* os espectros de referência foram confrontados com os espectros de cada píxel, segundo seu distanciamento angular, sendo atribuído a cada píxel a classe que se considerou menos se distanciava.

O mapeamento de ângulo espectral *SAM* foi realizado no programa *ENVI*, com a utilização de todas as bandas multiespectrais da imagem GeoEye-1 e, assim como com a inclusão dos espectros de referência de interesse em um único processamento, pelo qual foi obtida a imagem ângulo (*rule image*) para as análises. Foram testados vários valores de ângulo em radianos para cada classe. Neste caso, a definição da classe estimada pelo *SAM* para cada píxel da amostra foi realizada com base no critério do menor valor angular *SAM* obtido dentre as imagens dos espectros de referência.

O processamento *SAM* foi realizado considerando todos os alvos de uma só vez e os resultados foram avaliados sobre as imagem-ângulo, utilizando a ferramenta *density slice* com fatiamentos de valores em cores associadas a intervalos angulares específicos para cada espectro de referência, com limites entre 0 e 0,2 rad. Para cada alvo material foi definido um intervalo que foi dividido em dois para diminuir a confusão com as outras classes.

Além da comprovação visual dos resultados, para a validação do método de classificação desenvolvido neste trabalho, utilizam-se a medida de avaliação quantitativa matriz de confusão com o cálculo do coeficiente de concordância Kappa (CONGALTON e GREEN, 1999). Com o cálculo do coeficiente de concordância *Kappa*, foi utilizada a escala de avaliação proposta por Landis e Koch (1977) modificada por Moreira (2005) na qual os intervalos de valores são atribuídos à qualidade da classificação: 0 – 0,2 = ruim; 0,2 – 0,4 = razoável; 0,4 – 0,6 = boa; 0,6 – 0,8 = muito boa; e 0,8 – 1,0 = excelente.

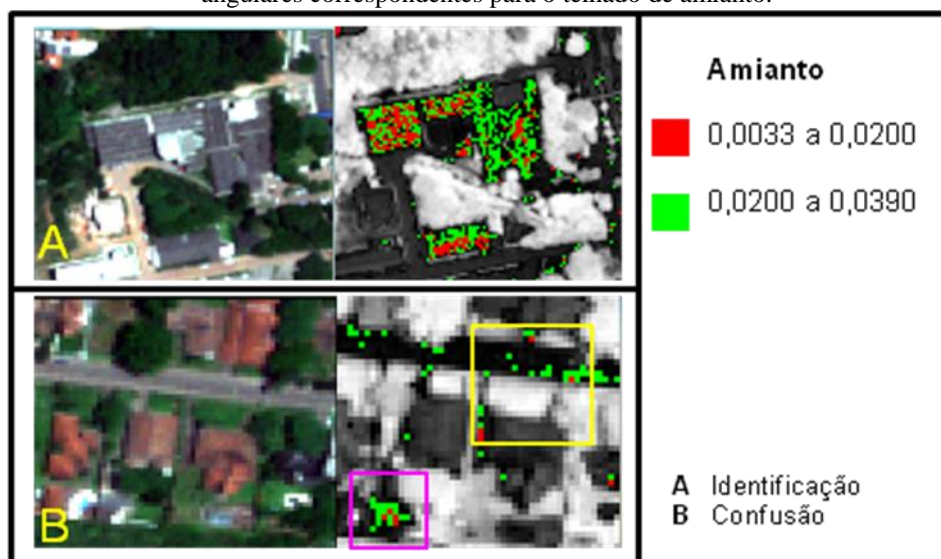
RESULTADOS E DISCUSSÃO

Após determinar o fatiamento adequado para cada classe e comparar com composições coloridas para a identificação dos alvos de referência na cena, verificou-se boa separabilidade para alguns alvos e maior confusão entre outros. A seguir, são mostrados os resultados para os materiais de maior presença na área de estudo.

Os telhados de amianto foram identificados na respectiva imagem SAM, com ângulos até 0,039 rad, como pode ser observado no exemplo da Figura 3, onde um recorte da imagem GeoEye-1 é apresentado ao lado da imagem SAM. O recorte A corresponde à identificação do amianto num alvo e o recorte B, a confusão no quadro amarelo. As maiores porcentagens de confusão foram com os alvos concreto velho (25,3%) e brita (16,95 %).

As ruas de calçamento de rocha preta presentes na cidade são de tipo blocos regulares (peça de pedra chamada paralelepípedo) e de pedra irregular (com uma face plana para rolamento). Estes dos calcamentos embora são do mesmo material basalto, apresentam respostas espectrais diferentes devido a diferença da forma dos blocos, o tipo de uso do pavimento (rua, estacionamento) e a presença de poeira na superfície mostrou algumas diferenças em alguns setores da imagem ou forte confusão entre os calcamentos. Por isso decidiu-se separar por tipo de bloco para testar diferentes valores angulares e foi observado que a diferenciação é variável na área de estudo, mas a matriz de confusão mostrou 59% de confusão entre calçamento de rocha preta irregular e calçamento de paralelepípedo preto.

Figura 3 - Composição colorida GeoEye-1 (R3-G2-B1) a esquerda e imagem SAM (ângulo) à direita, com os valores angulares correspondentes para o telhado de amianto.



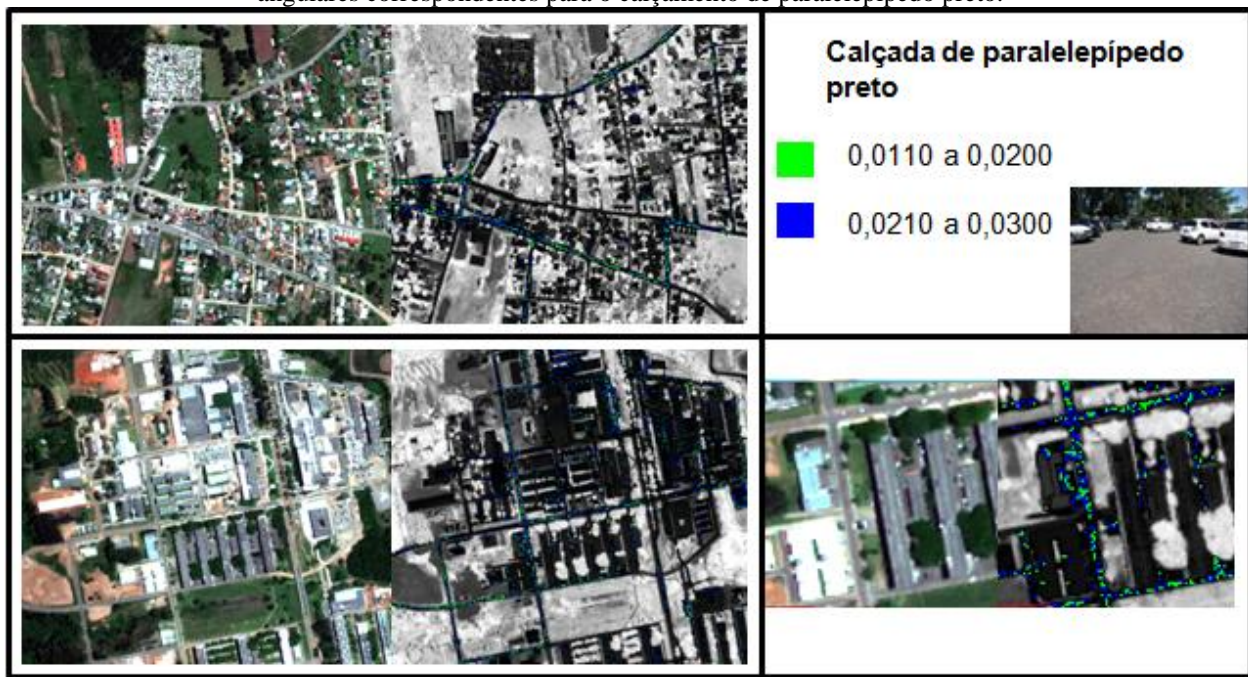
Fonte: Durán (2014)

As ruas de calçamento de paralelepípedo preto regular foram identificadas com ângulos entre 0,0110 e 0,0300 rad, enquanto as ruas de calçamento de rocha preta irregular foram identificadas com ângulos entre 0,0610 e 0,0800 rad. No caso das ruas de calçamento de

paralelepípedo preto regular A identificação mostrou até as características lineares das estradas com este material de pavimentação (Figura 4).

Em alguns setores da imagem, o classificador discriminou o mencionado calçamento do asfalto, no entanto, em outras áreas, apresentou confusão de 18,42 % com ruas de asfalto, 37,14 com telhas *shingle*, 13% concreto velho e 13, 04% com alguns telhados de aço.

Figura 4 - Composição colorida GeoEye-1 (R3-G2-B1) à esquerda e imagem SAM (ângulo) à direita, com os valores angulares correspondentes para o calçamento de paralelepípedo preto.



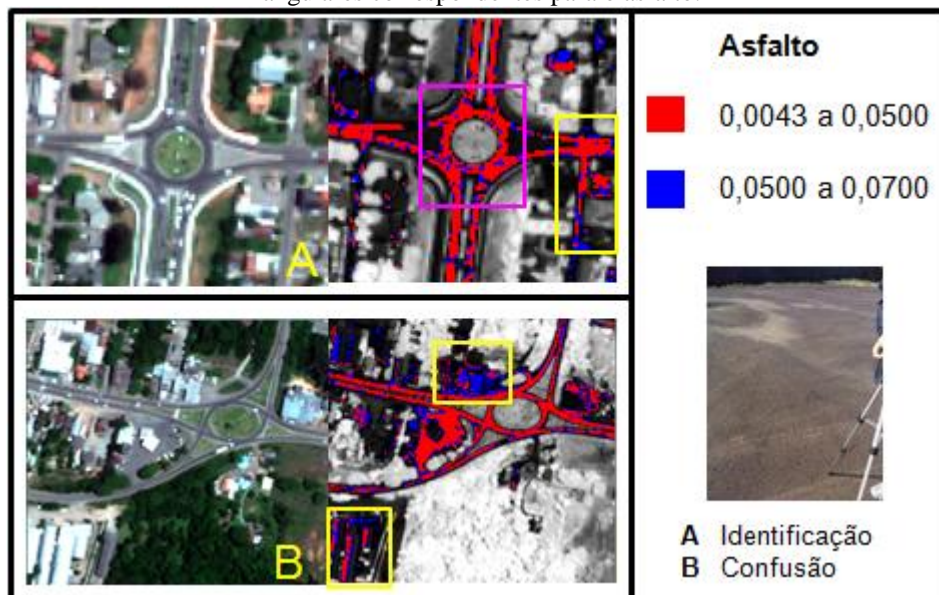
Fonte: Durán (2014)

As ruas de asfalto foram identificadas principalmente com ângulos entre 0,0043 e 0,0500 rad. A identificação mostrou até as características lineares das estradas com este material de pavimentação e discriminou as áreas de estacionamento. Na Figura 5, o recorte A e B em dois locais diferentes correspondem à identificação correta (quadro rosa) junto com outros que causaram confusão (quadro amarelo). O asfalto apresentou confusão com telha *shingle* em 32,89%, com calçamento de paralelepípedo preto e rocha preta irregular 18,42 %, telhas de aço em 3%.

A brita é um elemento agregado, de variada granulometria de acordo com o processo de britagem, presente em muitos materiais, seja como parte dos componentes no caso do asfalto, ou como camada de assentamento dos blocos de concreto pré-moldados, dos calçamentos de paralelepípedo e rochas irregulares, além de pistas de caminhada. A brita foi identificada com ângulos entre 0,0100 e 0,0250 rad e 0,0400 e 0,0450 rad. Na Figura 6, o recorte A corresponde à

identificação adequada de brita (quadro rosa) e os recortes B e C nos alvos onde o material está presente entre as juntas dos paralelepípedos. Embora a brita nas juntas são objetos consideravelmente menores do que a resolução espacial, o seu contraste com o objeto vizinho, que neste caso é o paralelepípedo, é suficientemente alto, porém é possível identificar o alvo devido ao contraste espectral entre a brita e o calcamento (B) assim como parte do processo de construção do pavimento de asfalto (C) (quadro amarelo). Apresentou 16,95% de confusão com telhas de amianto, 8,47% com calcamentos de paralelepípedo rosa, e valores entre 7 e 1% com os alvos de concreto considerados no trabalho.

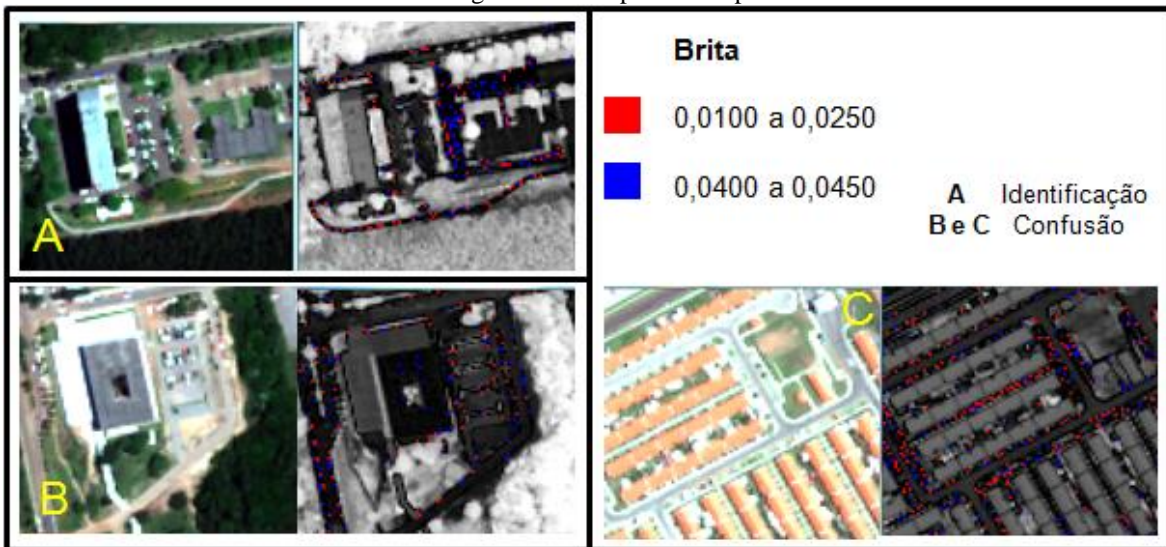
Figura 5 - Composição colorida GeoEye-1 (R3-G2-B1) à esquerda e imagem SAM (ângulo) à direita, com os valores angulares correspondentes para o asfalto.



Fonte: Durán (2014)

O classificador identificou adequadamente o material nas pistas de caminhada, mas também em aqueles alvos onde a brita é utilizada como componente da base, porém, pode-se dizer que isso explica a presença de certa confusão com estes alvos, além da proximidade dos valores angulares com alvos como asfalto e telha *shingle*, este último alvo é uma manta asfáltica, característica que explica a semelhança espectral pela cor e/ou agregado de fabricação. No caso do calcamento de paralelepípedo preto e rosa, assim como o calcamento de rocha preta irregular, é importante lembrar que a brita é produto do britado proveniente de rochas como granito e basalto, porém é esperado que o classificador reconheça esses materiais, já que o SAM discrimina em função de características espectrais.

Figura 6 - Composição colorida GeoEye-1 (R3-G2-B1) à esquerda e imagem SAM (ângulo) à direita, com os valores angulares correspondentes para brita.



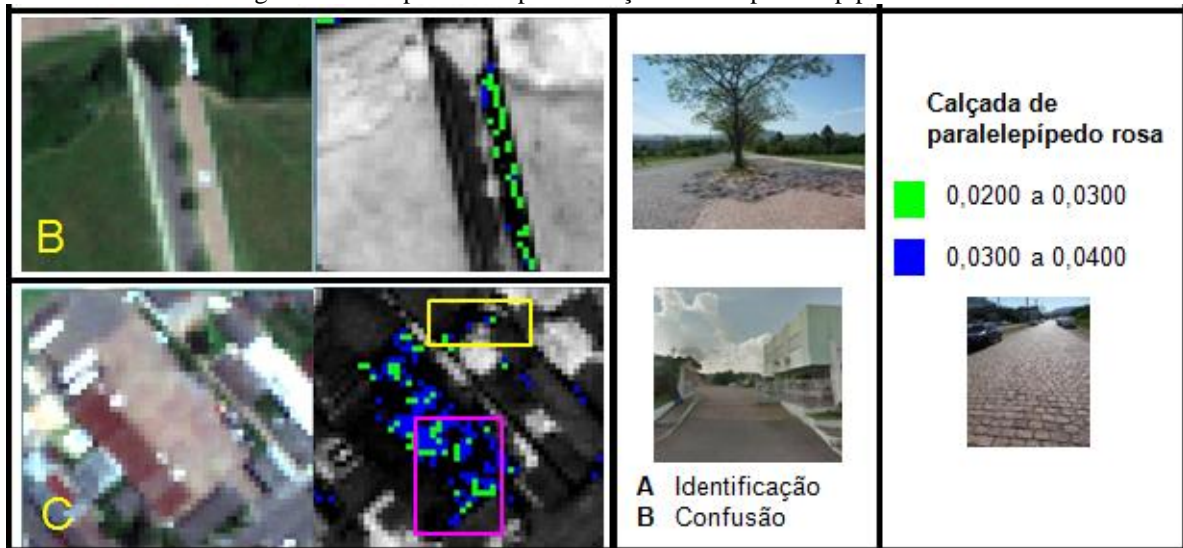
Fonte: Durán (2014)

O calçamento de paralelepípedo rosa foi adequadamente identificado até 0,0400 rad. Na Figura 7, a imagem A mostra uma clara discriminação das estradas de paralelepípedo, mas mostra confusão com o solo exposto (quadro amarelo). A imagem B mostra a discriminação do calçamento de paralelepípedo preto (quadro rosa). A imagem C mostra uma área de estacionamento com este pavimento e confusão com alguns alvos de concreto próximos (quadro amarelo). A classificação mostrou as características lineares das estradas com este material de pavimentação, diferenciando-se do calçamento de paralelepípedo preto, sempre que este não esteja muito poluído com poeira do material dos solos adjacentes. O calçamento de paralelepípedo rosa apresentou confusão de 17,82% com concreto novo, 20,45% com telhas de cerâmica velha, 3,48% com áreas de solo exposto e ainda 21,85% de confusão com vegetação, o que pode ser explicado pelo contraste espectral dos paralelepípedos e a presença de algum tipo de vegetação nas juntas entre os paralelepípedos.

As estradas de terra e as áreas de solo exposto apresentam uma confusão que pode ser considerada natural já que o material constituinte é o solo presente na área de estudo. De fato, os valores angulares correspondentes a estes alvos são próximos até 0,0400 rad. As estradas de terra apresentaram 27,77% de confusão com solo exposto e 20% de confusão com telhas de concreto. As estradas de terra foram identificadas até 0,0600 rad. Na Figura 8, a imagem A mostra a clara discriminação da estrada de terra. A imagem B identifica algumas estradas de terra (quadro rosa) e confusão de 54,43% com telhas de cerâmica velha das casas adjacentes (quadro amarelo). A

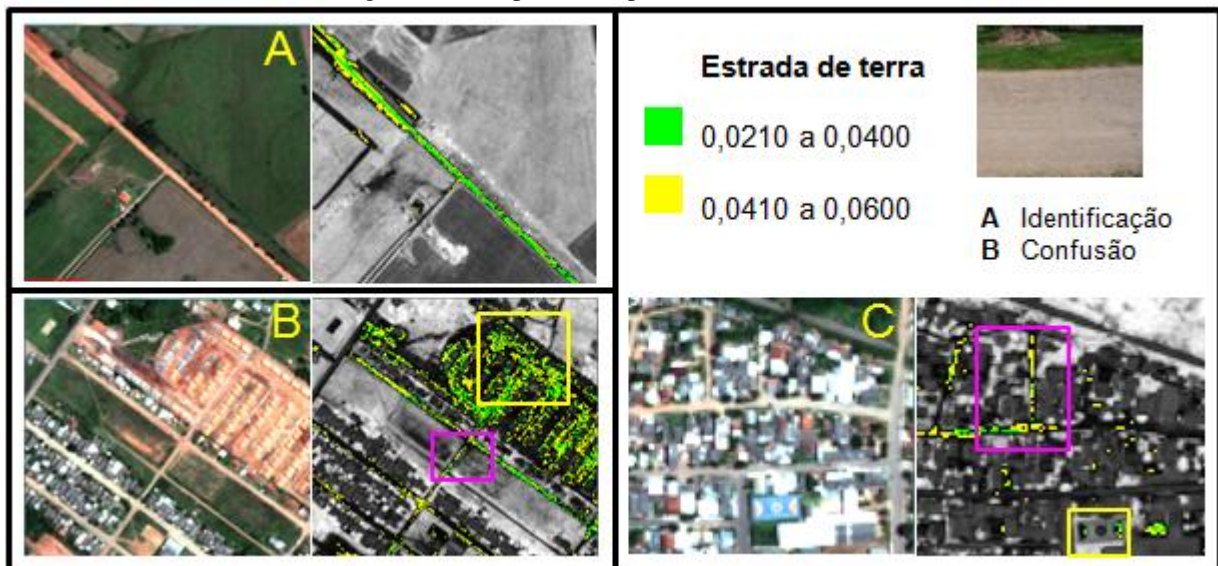
imagem C, mostra confusão com telhado e demarcação cor de laranja de uma quadra de basquete (quadro amarelo). O solo exposto foi identificado até 0,0800 rad. (Figura 9).

Figura 7 - Composição colorida GeoEye-1 (R3-G2-B1) à esquerda e imagem SAM (ângulo) à direita, com os valores angulares correspondentes para o calçamento de paralelepípedo rosa.



Fonte: Durán (2014)

Figura 8 - Composição colorida GeoEye-1 (R3-G2-B1) à esquerda e imagem SAM (ângulo) à direita, com os valores angulares correspondentes para as estradas de terra.



Fonte: Durán (2014)

Algumas variações na identificação das estradas de terra foram observadas em áreas onde muda o tom da cor laranja-avermelhada do solo, o que pode ter relação com baixa quantidade de

água e/ou presença de cascalho para melhorar a superfície de rolamento. Neste caso, entre os valores angulares 0,0600 até 0,0800 rad das estradas de terra, visivelmente mais brilhantes, assim como outras áreas de solo exposto, conseguem ser classificadas. A presença de argila pode explicar a presença deste mineral nas estradas de terra e o solo exposto, assim como a confusão com as quadras de saibro e telhas de cerâmica natural, sejam novas ou velhas.

Figura 9 - Composição colorida GeoEye-1 (R3-G2-B1) a esquerda e imagem SAM (ângulo) à direita, com os valores angulares correspondentes para as áreas de solo exposto. A imagem mostra a clara discriminação das áreas de solo exposto e confusão com estrada de terra.



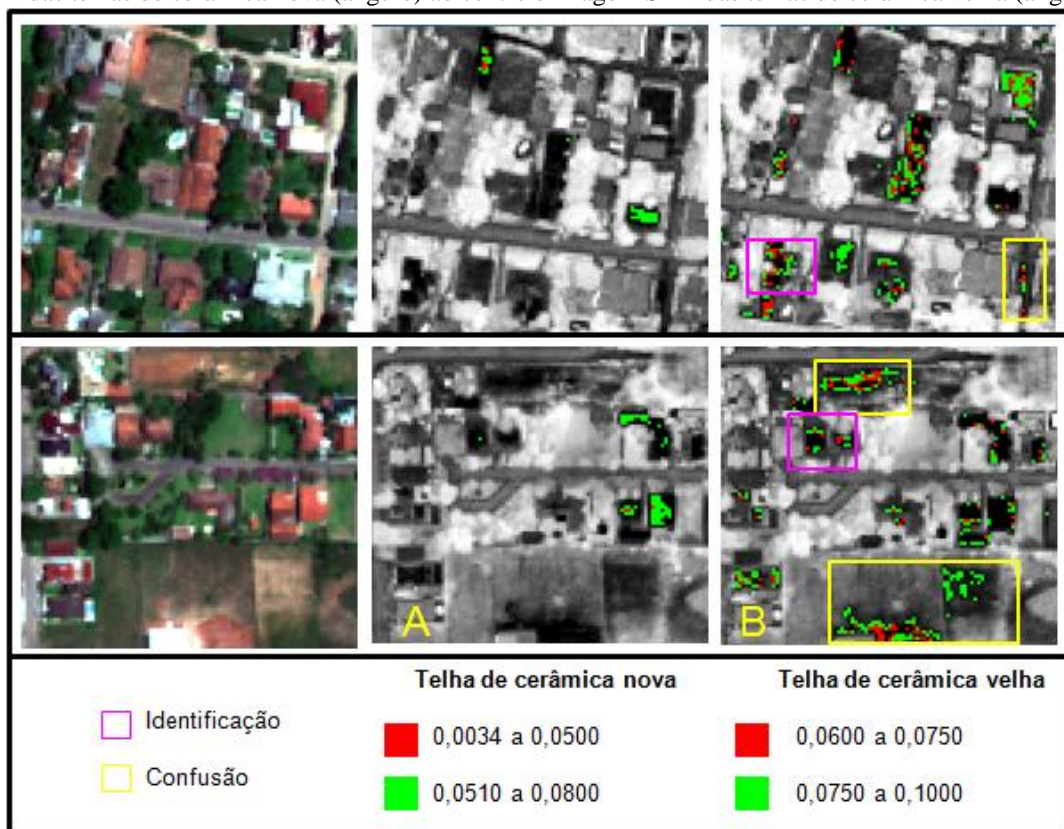
Fonte: Durán (2014)

As telhas de cerâmica selecionadas para a classificação correspondem àquelas de cor natural, apresentando-se algumas confusões na diferenciação de telhas novas e velhas. Observou-se uma tendência com relação às telhas da cor laranja mais claro e brilhante de serem consideradas como telhas “novas” ou com uma superfície relativamente limpa, sem sujeira e líquens. As telhas da cor laranja mais escuro e opaco foram consideradas telhas velhas, já que geralmente possuem uma camada visível de poeira, sujeira e líquens (HEROLD et al., 2004; DURAN, 2014). Na Figura 10 A e B pode-se observar e diferenciar as telhas como novas ou velhas segundo sua condição com relação aos fatores ambientais junto com os valores angulares identificados. As telhas de cerâmica velha (Figura 10-B) foram identificadas entre os ângulos 0,0600 e 0,1000 rad. As áreas demarcadas com um quadro rosa correspondem à adequada identificação, enquanto os quadros amarelos correspondem com confusão das telhas de cerâmica velha de 54,43% com solo exposto.

As telhas de cerâmica nova foram identificadas entre os ângulos 0,0510 e 0,0800 rad. (Figura 10-A). As telhas de cerâmica nova apresentam 5,08% de confusão com a quadra de saibro e as telhas de cerâmica velha.

O concreto é um dos materiais mais comuns em um ambiente urbano, sendo utilizado para calçamentos de pedestre, de veículos, em forma de blocos pré-moldados ou com a superfície lisa, assim como para a cobertura de telhados externos de edificações e telhas. A exposição a fatores ambientais, afeta a superfície do concreto, que pode mostrar uma aparência brilhante, opaca e até escura, pela abundante presença de líquens. Ante a impossibilidade de conhecer com precisão o tempo de fabricação das superfícies encontradas e considerando as dificuldades do classificador para selecionar os alvos identificados dentro de uma mesma classe, tentou-se a discriminação no processo de classificação segundo: a cor cinza característica do material, a aparência nova ou envelhecida, superfícies de cobertura de edificações e blocos pré-moldados com aparência nova ou envelhecida.

Figura 10 - Duas amostras de áreas diferentes com composição colorida GeoEye-1 (R3-G2-B1) a esquerda, imagem SAM das telhas de cerâmica nova (ângulo) ao centro e imagem SAM das telhas de cerâmica velha (ângulo).

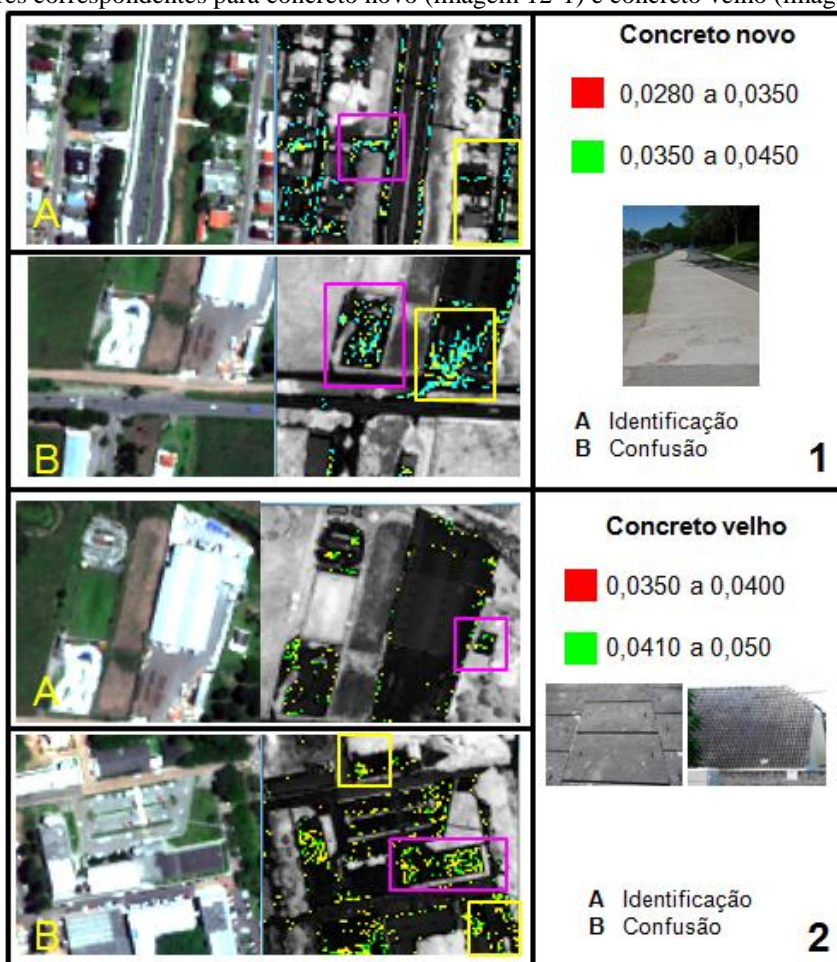


Fonte: Durán (2014)

Os alvos classificados como cobertura de concreto, telhas de concreto, concreto novo e velho, mostram uma faixa de valores angulares comum entre 0,0350 e 0,0450 rad, mas podem ser discriminados entre eles. Na Figura 11, o concreto novo de superfície lisa, que se observa com tonalidades brancas, foi identificado até 0,0450 rad, enquanto que o concreto velho, com uma

tonalidade cinza escura, foi identificado até 0,0500 rad. Na Figura 11, as imagens 1 e 2 mostram a identificação de alvos com concreto novo ou velho (quadro rosa). A imagem A1 mostra a confusão do concreto novo, que foi quantificada na imagem de 20,11% com telhas de zinco, 19,8% com cobertura de concreto, 14,85 % com brita calcária. A imagem B1 mostra a confusão com asfalto velho (quadro amarelo). A imagem A2 identifica um telhado de concreto velho (quadro rosa). A imagem B2 identifica uma cobertura de concreto velho (quadro rosa). O concreto velho mostra confusão de 25,33% com telhas de amianto (quadro amarelo).

Figura 11 - Composição colorida GeoEye-1 (R3-G2-B1) à esquerda e imagem SAM (ângulo) à direita, com os valores angulares correspondentes para concreto novo (imagem 12-1) e concreto velho (imagem 12-2).



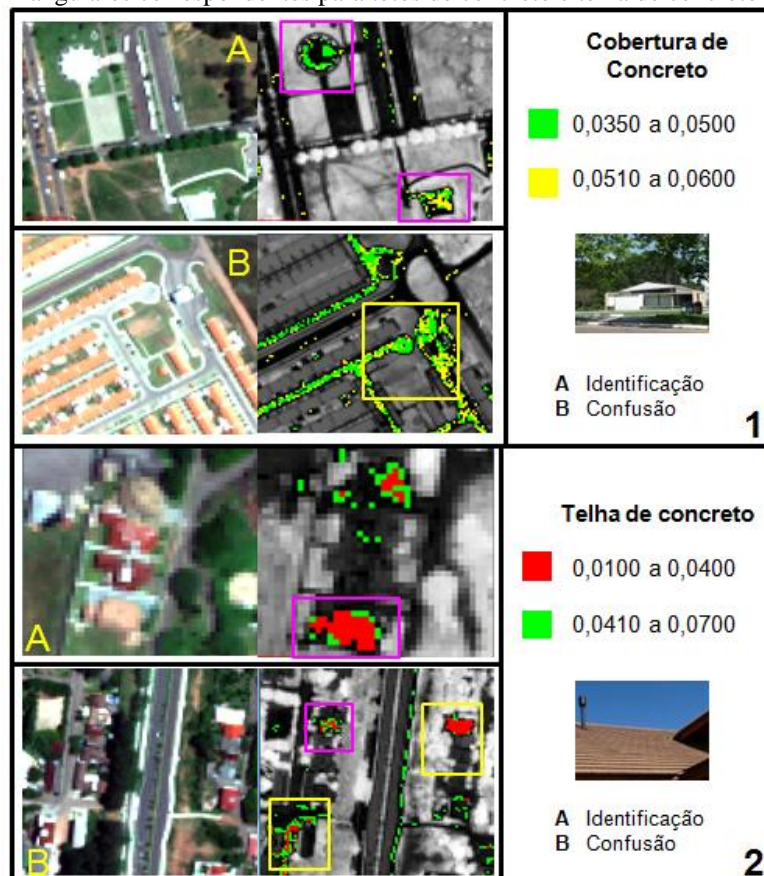
Fonte: Durán (2014)

As coberturas de concreto de superfície lisa que se observa com tonalidades brancas na imagem GeoEye-1 foram identificadas até 0,0600 rad. A imagem B2 da Figura 12 mostra a confusão de 20,59% com telhas de zinco, e calçamento de paralelepípedo e rocha irregular com

poeira na superfície. A imagem B1 da Figura 12 mostra confusão de 17,65% com telha de concreto e 19,80 % com concreto novo.

As telhas de concreto foram identificadas até 0,0700 rad. As imagens, A2 e B2 da Figura 12 mostram a identificação dos alvos (quadro rosa) e a confusão dos alvos (quadro amarelo). 17,65% com cobertura de concreto e 20% com cada um dos seguintes alvos: calçamento de paralelepípedo rosa e com estrada de terra. Algumas telhas de concreto apresentaram confusão, em alguns casos, com estrada de terra, possivelmente pela semelhança das cores laranja-avermelhadas de algumas telhas pigmentadas que não fizeram parte da escolha dos alvos avaliados (quadro amarelo B2).

Figura 12 - Composição colorida GeoEye-1 (R3-G2-B1) à esquerda e imagem SAM (ângulo) à direita, com os valores angulares correspondentes para tetos de concreto e telha de concreto

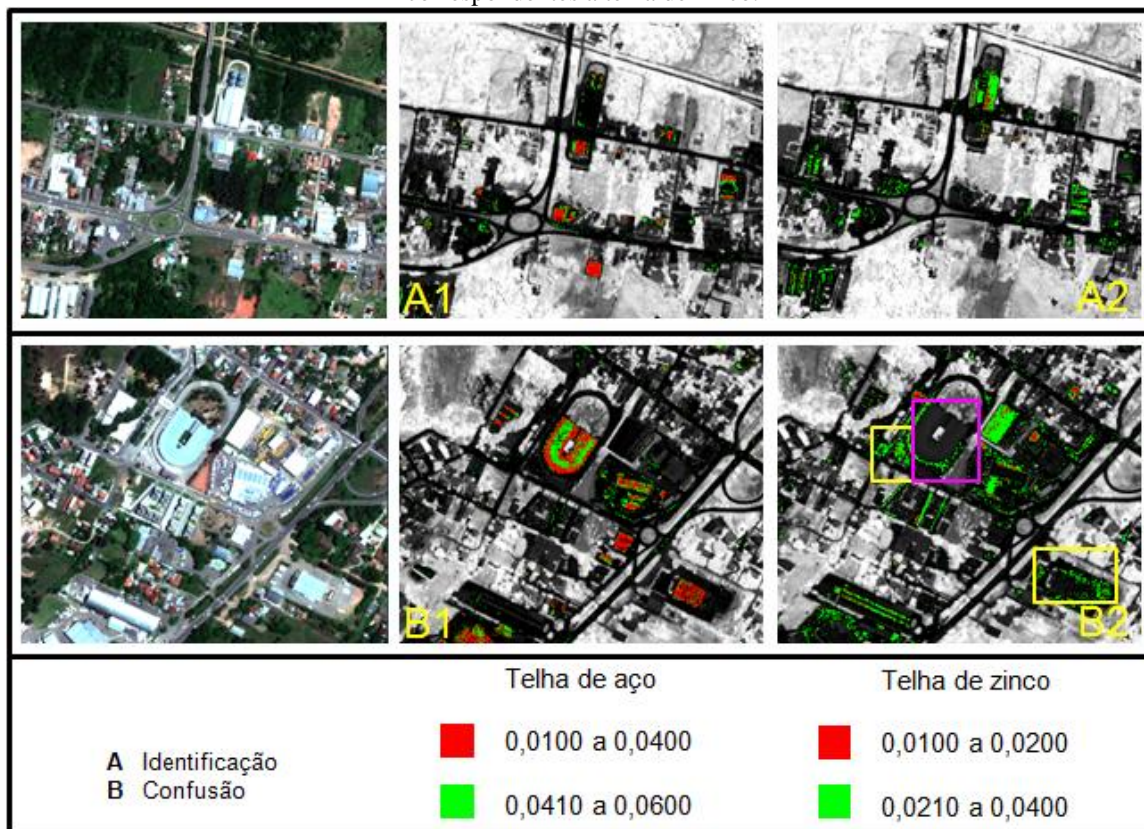


Fonte: Durán (2014)

Os materiais de concreto, de forma geral, apresentaram confusão com telhas metálicas, telhas de amianto velho, asfalto e calçamento de paralelepípedo e rocha irregular com poeira na superfície, assim como com algumas calçadas de concreto velho.

As telhas metálicas são utilizadas principalmente para coberturas de áreas industriais ou uso comercial, além de coberturas de moradias em menor proporção. Foram identificadas telhas de aço e zinco, apesar de apresentar uma faixa de valores angulares comum entre 0,0100 e 0,0400 rad, foram discriminadas adequadamente entre si. As telhas de aço foram identificadas até 0,0600 rad, enquanto que as telhas de zinco foram identificadas até 0,0400 rad. Na Figura 13, as imagens A e B mostram a identificação e diferenciação de telhas de aço e zinco em um mesmo local. A imagem B2 mostra a identificação adequada (quadro rosa) e confusão do aço com asfalto com 7,81% e 13,04% com calçamento de rocha irregular (quadro amarelo). Pela alta reflectância das telhas de aço e zinco (HEROLD et al., 2004), foi comum a confusão das telhas de zinco em 20,59% com coberturas de concreto e em 38,99% com blocos de concreto pré-moldado.

Figura 13 - Composição colorida GeoEye-1 (R3-G2-B1) à esquerda e imagem SAM (ângulo) ao centro, com os valores angulares correspondentes para telhas de aço e imagem SAM (ângulo) a direita, com os valores angulares correspondentes a telha de zinco.



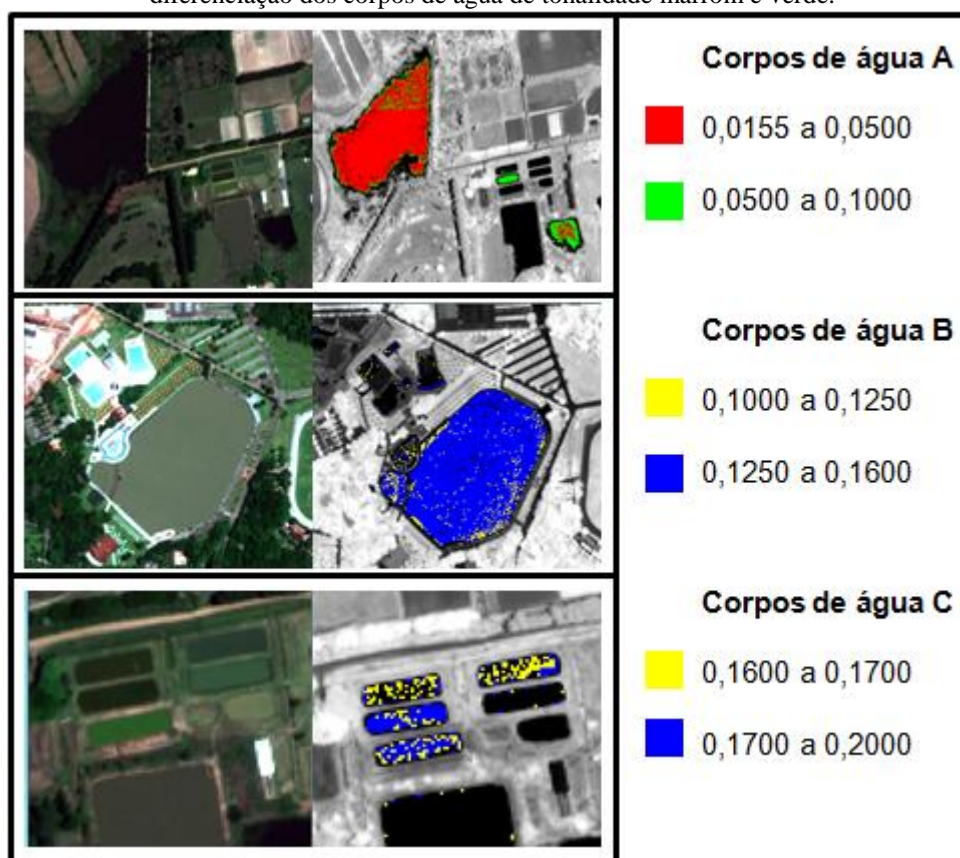
Fonte: Durán (2014)

Os corpos de água encontrados na área de estudo possuem diferentes proporções de materiais em suspensão e diferentes graus de eutrofização, que causam as variações da cor observadas na imagem GeoEye-1. Por causa disso, foram criadas três classes para os corpos de

água: a classe A corresponde aos corpos de tonalidades mais escuras, a classe B, àqueles com água de uma cor verde ou marrom, e a classe C, àqueles com água de uma cor mais verde (Figura 14).

Os corpos de água A foram identificados entre 0,0155 rad até 0,1000; os corpos de água B foram identificados entre 0,1000 até 0,1600 rad e os corpos de água C foram identificados entre 0,1600 até 0,200 rad (Figura 14). Estes corpos de água identificados apresentam maiores valores angulares conforme aumenta a proporção de materiais em suspensão e clorofila na água e não apresentam uma faixa comum de valores angulares. A confusão entre as classes de corpos de água foi entre 29,46 % e 10,96%.

Figura 14 - Composição colorida GeoEye-1 (R3-G2-B1) à esquerda e imagem SAM (ângulo) à direita, com os valores angulares correspondentes para os corpos de água identificados. As imagens A e C mostram a identificação e diferenciação dos corpos de água de tonalidade marrom e verde.

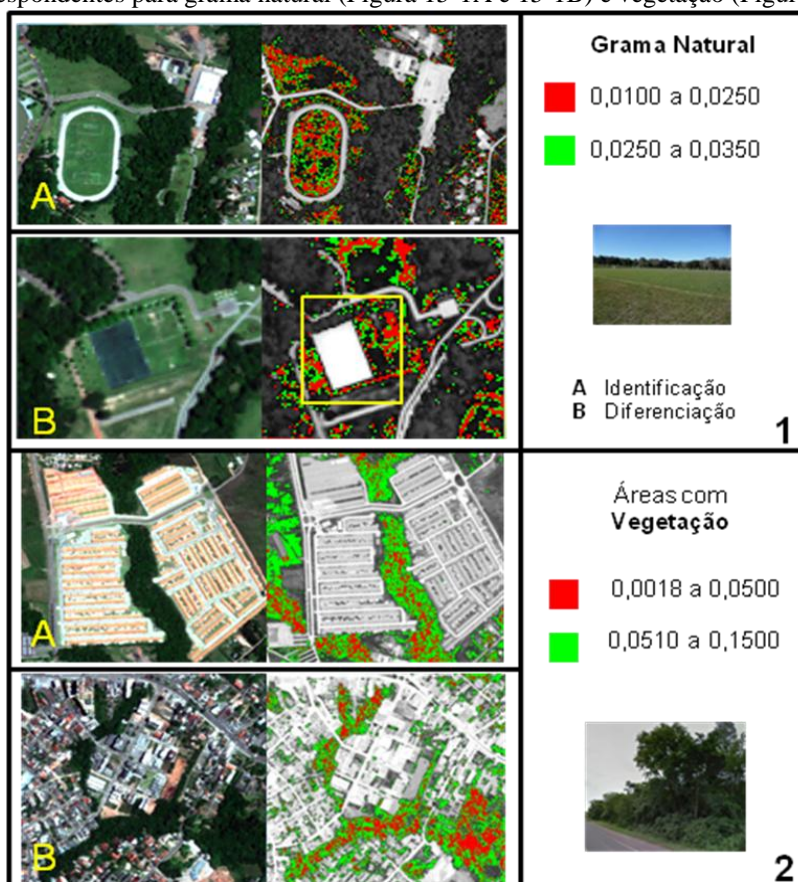


Fonte: Durán (2014)

A vegetação sempre está presente como elemento natural nas áreas urbanas, sendo um tipo de cobertura urbana, identificado nas imagens orbitais com um padrão definido (PINHO, 2006). Para este trabalho a cobertura natural vegetal foi separada em duas classes, grama natural e áreas com vegetação, esta última inclui o tipo arbórea e arbustiva que se encontra na área de estudo. As áreas com cobertura de grama foram identificadas entre 0,0100 até 0,0350 rad, enquanto que as

áreas com vegetação foram identificadas entre 0,0018 até 0,1500 rad. Foi possível separar a grama das áreas com vegetação gerando uma confusão de 19,50%, como pode-se observar na Figura 15, além deste ser um dos elementos que não apresentaram confusão com outros alvos urbanos. A Figura 15-2B mostra como o classificador identifica e separa as áreas com vegetação dentro da rede urbana da cidade. A Figura 15-1B mostra total discriminação da grama natural com relação à grama sintética.

Figura 15 - Composição colorida GeoEye-1 (R3-G2-B1) à esquerda e imagem SAM (ângulo) à direita, com os valores angulares correspondentes para grama natural (Figura 15-1A e 15-1B) e vegetação (Figura 15-2A e 15-2B).

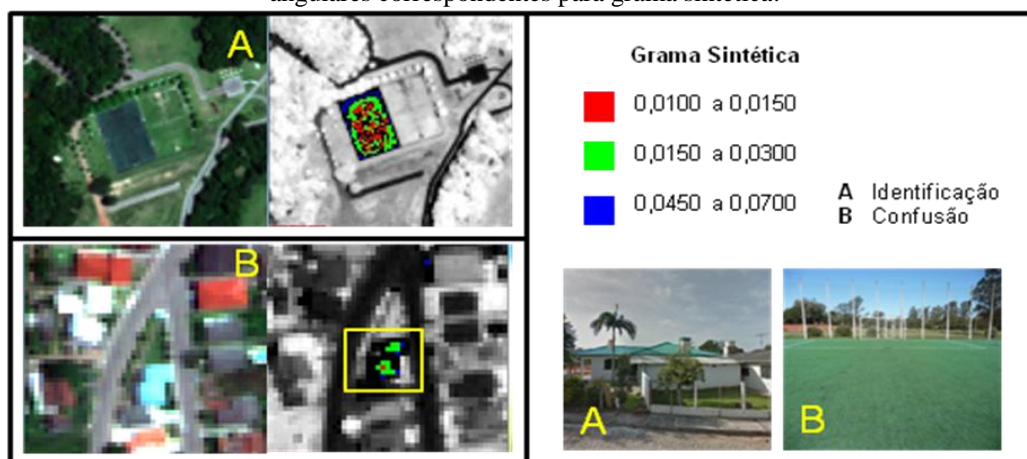


Fonte: Durán (2014)

A grama sintética é fabricada com materiais derivados de plásticos e polímeros com a função de simular seu congêneres natural. No espectro visível é observada de uma cor verde semelhante à grama natural, mas espectralmente a grama sintética é bem discriminada pelo classificador com 100% de acerto. Como a cor da grama sintética tem sua origem em pigmentos artificiais, observou-se confusão na avaliação qualitativa do resultado da classificação, com telhados com pigmentos verdes que não foram considerados como alvo de estudo.

Algumas áreas com cobertura de grama sintética foram identificadas entre 0,0100 até 0,0300 rad. e outras áreas entre 0,0450 até 0,0700 rad. A diferença entre as áreas pode ser explicada pelas variações das tonalidades de verde, tempo de uso e a presença de sujeira na superfície da grama. Na Figura 16, a imagem A mostra a adequada discriminação entre uma quadra de grama natural e uma sintética. A imagem B mostra a confusão com telhados com pigmentos verdes (quadro amarelo).

Figura 16 - Composição colorida GeoEye-1 (R3-G2-B1) à esquerda e imagem SAM (ângulo) à direita, com os valores angulares correspondentes para grama sintética.



Fonte: Durán (2014)

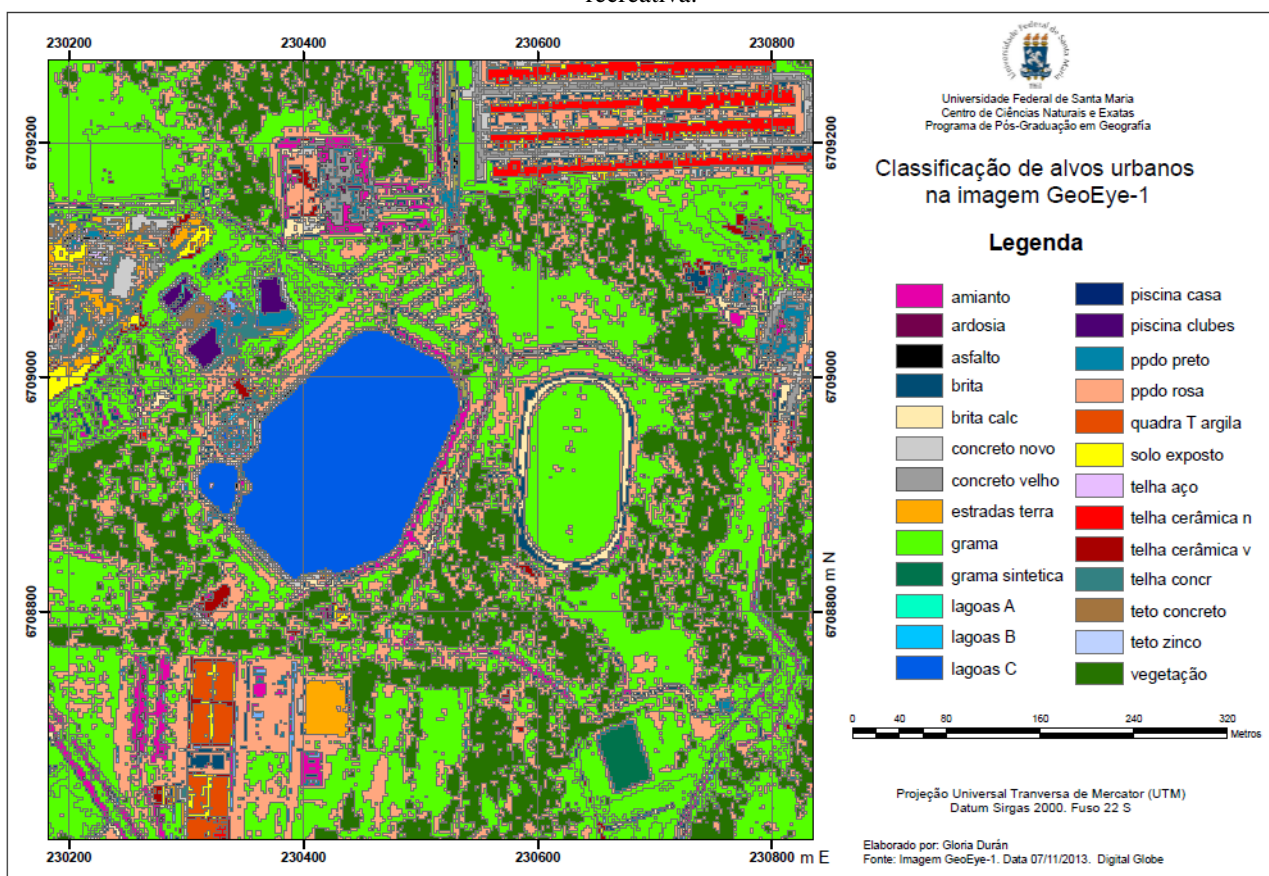
O resultado da classificação de forma geral teve um desempenho médio, obtendo uma exatidão global de 51,96 %. O valor do coeficiente de *Kappa* como parâmetro de avaliação dos resultados de classificação é de 0,5019.

De acordo a matriz de confusão as classes grama natural e grama sintética obtiveram uma melhor separação entre as 26 classes sendo as que mais contribuíram no aumento das porcentagens dos coeficientes de concordância total devido às escassas misturas com outras classes. As classes de telhas de aço e zinco, todos os alvos de concreto, asfalto, calcamento de paralelepípedo tanto da cor preto e rosa obtiveram as maiores porcentagens de confusão, conseqüentemente maior mistura com as demais classes, porém contribuíram para a redução das porcentagens dos coeficientes de concordância total. Nas classes de concreto, telhas de aço e zinco, telhas de cerâmica, quadras de saibro, solos expostos e estradas de terra a semelhança e variabilidade na assinatura espectral influenciou na qualidade da classificação.

Devido ao tamanho da área da imagem e os níveis de detalhe da classificação, os resultados são mostrados para uma parte da imagem (Figura 17) onde é possível verificar de forma visual a discriminação dos alvos, as confusões e alguns píxeis isolados em outras classes, efeito ocasionado

pelo pequeno tamanho dos píxeis nas imagens de alta resolução espacial, que induze um ruído na imagem, chamado efeito “sal e pimenta”. Para a imagem GeoEye-1, observa-se o nível de precisão do classificador para discriminar alguns objetos e padrões em algumas partes da imagem. Neste caso a resolução espacial da imagem GeoEye-1 permitiu discriminar os diferentes materiais, já que permitiu obter uma aproximação sobre um padrão de ocupação urbana que proporciona dados sobre uso e cobertura da terra.

Figura 17 - Identificação de corpos de água, piscinas, calçamentos de concreto e pedra irregular preto, solo exposto, quadra de tênis e futebol, telhas de cerâmica, grama e vegetação arbórea, aspectos que sugerem que se trata de uma área recreativa.



Fonte: Durán (2014)

CONCLUSÕES

A potencialidade de aplicação da técnica SAM em imagens multiespectrais tem algumas limitações. Desde o ponto de vista espectral, o algoritmo tem boa capacidade de identificação espectral e de discriminação de alvos em diferentes condições (velho e antigo, corpos d'água com diferentes tons). Embora a literatura mencione que o método é relativamente insensível às variações na iluminação do alvo, nesta pesquisa observou-se confusão das áreas menos iluminadas dos

telhados de zinco e aço com outros alvos, geralmente, de baixa reflectância como concreto velho, asfalto velho, telhas de amianto velho. Este caso também foi identificado com as coberturas de concreto novo de alta reflectância que foram classificadas como solo exposto. As superfícies de calcário, mostraram confusão com concreto novo pela alta reflectância e com brita devido a presença de calcário.

A maioria dos alvos foi confundida entre si, resultando em sobreposição de intervalos de valores angulares nas imagens SAM na imagem GeoEye-1. Um dos alvos refere-se à telha de cerâmica que confusão com as estradas de terra, quadras de saibro e solo exposto pela mencionada presença de óxidos de ferro. Os corpos d'água apresentaram valores angulares maiores do que o resto de alvos urbanos, aspecto que possibilitou o mapeamento adequado com espectros mais diferenciados em cada uma das imagens. No caso dos alvos fabricados com materiais sintéticos, tais como lona de PVC e grama artificial, a discriminação destes alvos na imagem GeoEye-1 esteve associada à cor do alvo, prova disso é a identificação de telhados verdes como grama sintética e vagões metálicos do trem com lonas de PVC.

Considerando a avaliação qualitativa realizada sobre os resultados da classificação, foi possível estabelecer os intervalos angulares adequados para cada imagem ângulo. Também foi interessante observar o nível de precisão do classificador para discriminar alguns objetos e padrões em algumas partes da imagem, como por exemplo, a identificação dos telhados de cerâmica, calçadas de concreto, estrada de asfalto e grama dentro de um condomínio fechado, sendo este um resultado positivo que descreve um padrão, apesar das confusões com outros alvos. A técnica de Mapeamento de Ângulo Espectral (SAM) embora tenha sido desenhada para identificar espectros em imagens hiperespectrais, pode ser aplicada em imagens multiespectrais, mas os resultados podem ser restritivos para grandes áreas e quando são considerados diversos materiais ao mesmo tempo, mostrando as limitações sobre a discriminação dos alvos que neste trabalho estão associadas à baixa resolução espectral da imagem GeoEye-1 e a mistura espectral na área urbana.

As diferenças de textura, sombreamento de outros objetos, impregnação ou revestimento de algas, poeira, sujeira, óleo, borracha, tintas, condições relacionadas ao estado da superfície dos materiais urbanos, podem influenciar consideravelmente o formato dos espectros, afetando em geral a magnitude da curva espectral. Um mesmo material pode apresentar variabilidade espectral associada às modificações das suas condições ao longo do uso; um mesmo material pode apresentar diferenças nos espectros das amostras, se uma superfície é mais nova do que outra, as condições

físicas diversas do alvo e de suas vizinhanças. Todas as condições mencionadas influenciam os resultados da classificação.

A grande frequência de píxeis heterogêneos no ambiente urbano já representa uma das dificuldades na utilização da classificação digital, porém esta pesquisa mostrou que para extrair de forma mais precisa, informações heterogêneas de cenas urbanas e discriminação de tipos de cobertura natural e artificial, uma alternativa seria explorar a possibilidade de utilizar informações intrínsecas extraídas dos objetos, como a resposta espectral média, variância e características não espectrais associadas à forma dos alvos urbanos, tais como contexto, relações de vizinhança, dimensões, forma e textura, aplicando métodos como redes neurais artificiais e/ou *data mining*.

Embora os avanços no âmbito do sensoriamento remoto, associados ao incremento de resolução espacial, espectral e temporal, dando como resultado a disponibilidade de imagens de diversos sensores com muita alta resolução espacial, ainda falta por desenvolver perspectivas de estudos e aplicações de sensoriamento remoto em áreas urbanas. A alta heterogeneidade nos padrões intraurbanos e a mistura espectral relacionada à estrutura física dos diferentes alvos urbanos, cujos materiais são combinados em diferentes proporções, limitam a análise e aplicação de métodos automáticos de classificação considerando somente os espectros dos materiais.

No estudo de alvos urbanos uma possibilidade seria utilizar uma imagem de alta resolução espacial e espectral, mas essa combinação ainda não está disponível.

Outro enfoque observado em trabalhos sobre áreas urbanas é o mapeamento de calor urbano, neste sentido como cada material urbano de acordo com sua constituição possui uma resposta espectral e emite calor, pode ser útil identificar espectralmente materiais urbanos e correlacionar esta informação em posteriores estudos de temperatura nas ilhas de calor urbano, integrando dados de diferentes sensores, uma nova tendência na construção de séries temporais e detecção de mudanças.

REFERÊNCIAS

BORENGASSER, M.; HUNGATE, W. S.; WATKINS, R. **Hyperspectral Remote Sensing. Principles and Applications**. USA: Taylor & Francis Group, LLC. 2008.

CARVALHO JÚNIOR, O.; GUIMARÃES, R.; GOMES, R. **The potential of remote sensing data in public works audit**. Revista do TCU n. 137 (Sep/Dec 2016) Federal Court of Accounts Journal

CHAVEZ, P. S. An Improved Dark-Object Subtraction Technique for Atmospheric Scattering Correction of Multispectral Data. **Remote Sensing of Environment** n. 24, 1988, p. 459-479.

CHISENSE, C. Classification of roof materials using hyperspectral data. **International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, Volume XXXIX-B7, 2012 XXII ISPRS Congress, 25 August – 01 September 2012, Melbourne, Australia.

CILIA, C.; PANIGADA, C.; ROSSINI, M.; CANDIANI, G.; PEPE, M.; COLOMBO, R. Mapping of Asbestos Cement Roofs and Their Weathering Status Using Hyperspectral Aerial Images. **ISPRS Int. J. Geo-Inf.** 2015, 4, 928-941; doi:10.3390/ijgi4020928.

CLARK, R. N. Spectroscopy of Rocks and Minerals and Principles of Spectroscopy. In: RENCZ A. N. **Remote Sensing for the Earth sciences**. New York: John Wiley & Sons, v. 3, n.1, p. 3-59, 1999.

CONGALTON, R.; GREEN, K. **Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices**. Boca Raton: CRC/Taylor & Francis, 2009. 183p.

DURÁN, G. **Estudo da Resposta Espectral de Alvos Urbanos com Espectroscopia de Reflectância e imagens de Alta Resolução Espacial**. 2005. Dissertação (Mestrado em Geografia). Universidade Federal de Santa Maria – UFSM. Santa Maria, 2014.

FORSTER, B. C. Principle and rotated components analysis of urban surface reflectance. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 51, n. 4, 1985, 475 – 477.

GIROUARD, G.; BANNARI, A.; EL HARTI, A.; DESROCHERS, A. Validated Spectral Angle Mapper Algorithm for Geological Mapping: Comparative Study between Quickbird and Landsat-TM. **ISPRS Archives – Volume XXXV Part B4, 2004**. XXth ISPRS Congress. Technical Commission IV. July 12-23, 2004. Istanbul, Turkey.

HEROLD, M.; ROBERTS, D.; GARDNER, M.; DENNISON, P. Spectrometry for urban area remote sensing—Development and analysis of a spectral library from 350 to 2400 nm. **Remote Sensing of Environment**. n. 91, 2004, p. 304–319.

JENSEN, J. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. São José dos Campos: Parêntese Editora. 2009. p 598.

MARKOSKI, P. **Avaliação de imagens do sensor ASTER para caracterização e mapeamento de rejeitos de garimpos de ametistas** Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul - UFRGS. Porto Alegre, 2006.

MEI, A.; SALVATORI, R.; FIORE, N.; ALLEGRINI, A.; D'ANDREA, A. Integration of Field and Laboratory Spectral Data with Multi-Resolution Remote Sensed Imagery for Asphalt Surface Differentiation . **Remote Sens**. 2014, 6, 2765-2781; doi:10.3390/rs6042765.

MOREIRA, R. **Estudo Espectral de Alvos Urbanos com Imagens do Sensor HSS (Hyperspectral Scanner System)**. 2008. Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE. São Jose dos Campos, 2008.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. Viçosa: Editora UFV, 2005. 320 p.

MYINT, S. W; MESEV, V.; LAM, N. Urban Textural Analysis from Remote Sensor Data: Lacunarity Measurements Based on the Differential Box Counting Method. **Geographical Analysis**. The Ohio State University. n. 38, 2006, p. 371–390.

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

LOMBARDO, M.; MACHADO, R. **Aplicação das técnicas de sensoriamento remoto e sistemas de informações geográficas nos estudos urbanos**. 2011. Disponível em: <<http://www.revistas.usp.br/rdg/article/view/53700/57663>>. Acesso em: 15 jul. 2013.

PASSO, D. **Análise da qualidade de classificadores para identificação de alvos urbanos em imagens de alta resolução espacial - uma aplicação com as imagens do satélite WORLDVIEW II**. 2013. Dissertação (Mestrado em Geociências) - Universidade de Brasília - UB. Brasília, 2013.

PINHO, C. M. D. **Análise Orientada a Objetos de Imagens de Satélites de Alta Resolução Espacial Aplicada a Classificação de Cobertura do Solo no Espaço Intra-Urbano: O Caso de São Jose dos Campos – SP**. 2006. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto), Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE, São Jose dos Campos. 2006.

PODGER, N. E.; COLWELL, W. B.; TAYLOR, M. H. **GeoEye-1 Radiance at Aperture and Planetary Reflectance**. GeoEye, 2011.

RESENDE, M.; LÉGI, L. BERNUCCI, B; QUINTANILHA, J. Classificação híbrida: píxel a píxel e baseada em objetos para o monitoramento da condição da superfície dos pavimentos rodoviários. **Bol. Ciênc. Geod., sec. Artigos**, Curitiba, v. 18, no 3, p.397-420, jul-set, 2012.

WENG, Q. Remote Sensors for and Sensing of Urban Areas: Current State and Next Decade **Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)**. IEEE 2016 Beijing-China.