

# DECOMPOSIÇÃO DO USO DO SOLO ATRAVÉS DO MODELO VIS

Aplicação da análise linear discriminante de mistura espectral à Grande Área Metropolitana de Lisboa

TENEDÓRIO, José António; ROCHA, Jorge; ENCARNAÇÃO, Sara; MORGADO, Paulo

**PALAVRAS CHAVE:** Detecção Remota, Análise de Mistura Espectral, Uso do Solo, Modelo VIS

## RESUMO

Um tema recorrente em diversos estudos de detecção remota em meio urbano está relacionado com a obtenção de indicadores sumários para estes componentes. Este tipo de análise tem sido tradicionalmente limitado devido à heterogeneidade espectral dos elementos urbanos em relação à definição espacial dos sensores orbitais utilizados (Forster, 1985). Isto é particularmente verdadeiro no contexto de imagens multiespectrais com definição geométrica média, como é o caso das fornecidas pelo satélite Landsat (30 x 30 m). Devido a esta heterogeneidade espectral torna-se necessário lidar com uma mistura complexa de respostas espectrais. A existência de misturas espectrais nos *pixels* (*pixels* "não puros" ou *mixels*), das imagens geralmente disponíveis em detecção remota, dificulta a identificação de classes de uso do solo urbanas através de técnicas analíticas pixel a pixel e constitui o problema mais significativo da detecção remota em meio urbano (Card, 1993). Esta identificação torna-se ainda mais difícil quando o *continuum* urbano não pode ser prontamente dividido em classes discretas, como é requerido por estas técnicas.

Nos últimos dez anos, têm prevalecido a tendência para adoptar uma forma "flexível" de descrever o carácter espacial da variação do uso do solo em termos de superfícies contínuas. Na abordagem "flexível", as proporções das diferentes componentes do uso do solo são estimadas para cada pixel da imagem, representando cada tipo de uso como uma superfície contínua da variação. A classificação *fuzzy* e a Análise de Mistura Espectral (AME) são duas técnicas utilizadas para fornecer uma análise "flexível" dos *mixels*. As duas aproximações têm as suas vantagens e desvantagens. Por exemplo, a abordagem *fuzzy* não restringe o grau de valores de pertença atribuídos a um pixel em diferentes imagens *fuzzy* de forma a somar uma unidade, embora tenha em consideração as interacções não lineares entre os diferentes tipos usos do solo que são negligenciadas pela AME. No pólo oposto, os modelos AME representam uma aproximação determinista que transforma os valores da imagem em variáveis físicas, tornando assim mais fácil comandar a análise e inferir resultados, do que no caso dos modelos *fuzzy* que são baseados em métodos estatísticos.

O trabalho apresentado nesta comunicação é baseado na abordagem AME. Na AME supõe-se que a paisagem é formada a partir de variações contínuas das proporções de tipos idealizados de usos do solo com espectros puros, chamados membros finais. Os membros finais são reconhecidos na imagem como sendo abstracções de materiais com propriedades uniformes que compõem o uso do solo. Num ambiente urbano, estes podem incluir superfícies impermeabilizadas, espaços verdes,

espelhos de água e solo a descoberto. A AME linear corresponde ao processo de resolução das fracções dos membros finais, supondo que o espectro medido para cada pixel representa uma combinação linear de espectros do membro final, que corresponde à mistura física de alguns componentes da superfície, ponderada pela área total. Com a AME, as (fracções de) áreas dos membros finais são quantificadas ao nível do sub-pixel, permitindo a inferência das características morfológicas da paisagem urbana em termos da composição dos membros finais.

A grande complexidade e heterogeneidade dos ambientes urbanos, torna necessário simplificá-los em combinações de materiais básicos de uso e ocupação do solo a fim permitir estudos quantitativos. O modelo VIS proposto por Ridd em 1995 é um modelo conceptual que permite simplificar ambientes urbanos através da combinação de três componentes básicos: vegetação (V), superfície impermeável (I), e solo (S). A maioria dos usos urbanos podem ser interpretadas à luz de combinações destes três componentes básicos. A análise da composição do VIS permite revelar que a maioria de características urbanas têm sua própria composição original destes três factores, a qual é difícil de observar através dos métodos de classificação de imagens de satélite que operam ao nível do pixel. Este trabalho examina as características das classes de uso e ocupação do solo urbano na Grande Área Metropolitana de Lisboa (GAML) utilizando técnicas de classificação baseadas no sub pixel, nomeadamente a Análise de Mistura Espectral (AME), desenvolvendo um modelo conceptual para caracterizar os padrões de ocupação, sendo explorada e testada a aplicabilidade da AME para medir a composição física da morfologia urbana, através de imagens multiespectrais Landsat 7 ETM+ e SPOT 5 HRVIR, avaliando ao mesmo tempo o efeito que as diferenças de resolução espacial podem ter nos resultados obtidos.

[ST 3]: Aplicações da Detecção Remota (Earth observation)

## 1 - Introdução

Os processos evolucionários urbanos incluem padrões de suburbanização, exurbanização, periurbanização e mesmo contra-urbanização - a mudança da população urbana das regiões densamente povoadas para as de baixa densidade (Champion, 1989). O mero facto do número de pessoas que gostam de viver em locais definidos como urbanos estar a crescer, não significa o fim da metamorfose do ambiente urbano em si, seja numa perspectiva temporal e/ou espacial. Efectivamente, nos dias de hoje, provavelmente existe uma maior variabilidade no âmago das áreas urbanas e das populações urbanas, do que em qualquer outro período da história. Como resultado, deve-se reconhecer que o fim da transição urbana, quando ocorre, não representa o fim da utilidade do conceito de "urbano". Ao invés, a evolução urbana contínua conduz a que algumas medidas de "urbanidade" se tornem cada vez mais úteis, como um índice de variabilidade das atitudes e comportamentos dos indivíduos, ou como uma ferramenta de planeamento para os decisores (Hugo *et al.*, 2003).

O conceito de urbanidade implica que a transição entre o urbano e o rural seja um *continuum* e não uma dicotomia. Há algum tempo atrás, quando a maioria das pessoas vivia em espaços rurais, ainda se poderia atribuir alguma validade à abordagem dicotómica, muito embora ela quase certamente cerceasse a grande variabilidade que pode existir nesses espaços. Contudo, já em meados dos anos 50, quando menos de 30% da população vivia em áreas urbanas, a divisão de população da ONU defendia que um *continuum* urbano/rural seria preferível a uma dicotomia (Smailes, 1966). É indiscutível que haverá sempre questões políticas e administrativas onde as dicotomias, tais como a urbano/rural e a metropolitana/não metropolitana, desempenharão um papel importante, mas a grande questão é que para a detecção remota e principalmente para as ciências sociais essas dicotomias são cada vez menos úteis. Ao invés, caminha-se cada vez de forma mais intensa para a criação/construção de uma variável (um gradiente ou um *continuum*) que de forma mais adequada e exacta registre as enormes diferenças na forma como as pessoas vivem (figura 1).

Neste contexto, entende-se a morfologia como elemento que representa localmente o fenómeno urbano e reflecte a diversidade das interacções sociais, económicas, culturais e políticas que são necessárias à sua produção. A análise sistemática da morfologia urbana requer o estabelecimento de uma ligação forte entre a forma espacial das áreas urbanas e as suas estruturas sociais e físicas. No que diz respeito a estas últimas, a paisagem urbana resulta, em grande parte, da agregação de diferentes componentes de usos do solo e materiais urbanos. A importância destes componentes baseia-se na sua associação e na maneira como se relacionam.

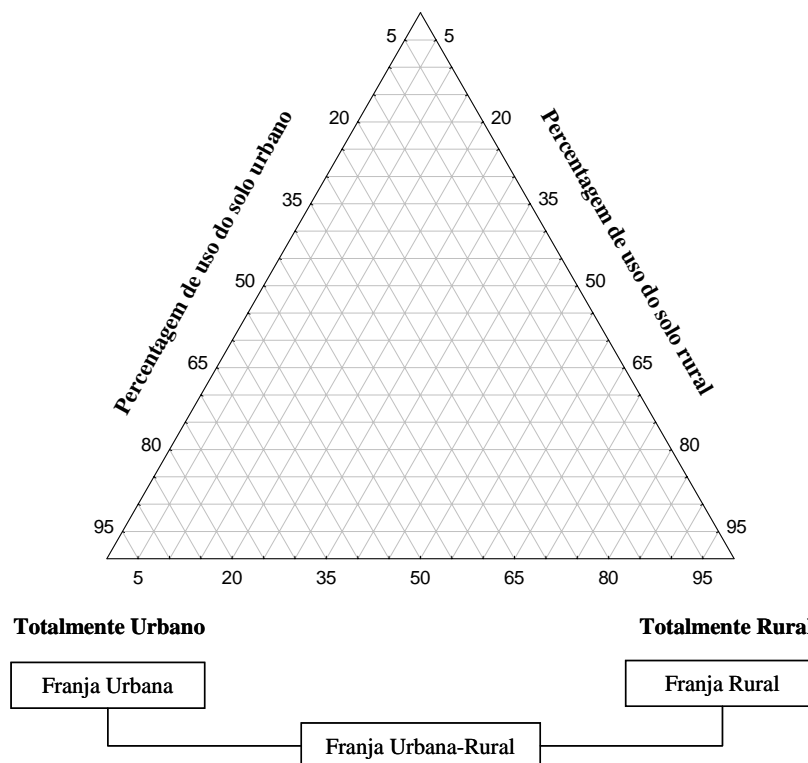


Figura 1 - Diagrama triangular de usos do solo

Um tema recorrente em diversos estudos de detecção remota em meio urbano está relacionado com a obtenção de indicadores sumários para estes componentes. Este tipo de análise tem sido tradicionalmente limitado devido à heterogeneidade espectral dos elementos urbanos em relação à definição espacial dos sensores orbitais utilizados (Forster, 1985). Isto é particularmente verdadeiro no contexto de imagens multiespectrais com definição geométrica média, como é o caso das fornecidas pelo satélite Landsat (30 x 30 m). Devido a esta heterogeneidade espectral torna-se necessário lidar com uma mistura complexa de respostas espectrais. A existência de misturas espectrais nos pixels (pixels "não puros" ou *mixels*), das imagens geralmente disponíveis em detecção remota, dificulta a identificação de classes de uso do solo urbanas através de técnicas analíticas pixel-a-pixel e constitui o problema mais significativo da detecção remota em meio urbano (Card, 1993; Wang, 1990a; Wang, 1990b). Esta identificação torna-se ainda mais difícil quando o *continuum* urbano não pode ser prontamente dividido em classes discretas, como é requerido por estas técnicas.

Nos últimos dez anos, têm prevalecido a tendência para adoptar uma forma "flexível" de descrever o carácter espacial da variação do uso do solo em termos de superfícies contínuas. Na abordagem "flexível", as proporções das diferentes componentes do uso do solo são estimadas para cada *pixel* da imagem, representando cada tipo de uso como uma superfície contínua da variação. A classificação *fuzzy* e a Análise da Mistura Espectral (AME) são duas técnicas utilizadas para fornecer uma análise "flexível" dos *mixels*. As duas aproximações têm as suas vantagens e desvantagens. Por exemplo, a abordagem *fuzzy* não restringe o grau de valores de pertença atribuídos a um *pixel* em diferentes imagens *fuzzy* de forma a somar uma unidade, embora tenha em consideração as interacções não lineares entre os diferentes tipos usos do solo que são negligenciadas pela AME. No pólo oposto, os modelos AME representam uma aproximação determinista que transforma os valores da imagem em variáveis físicas, tornando assim mais fácil comandar a análise e inferir resultados, do que no caso dos modelos *fuzzy* que são baseados em métodos estatísticos.

O trabalho apresentado nesta comunicação é baseado na abordagem AME. Na AME supõe-se que a paisagem é formada a partir de variações contínuas das proporções de tipos idealizados de usos do solo com espectros puros, chamados membros finais. Os membros finais são reconhecidos na imagem como sendo abstracções de materiais com propriedades uniformes que compõem o uso do solo. Num ambiente urbano, estes podem incluir superfícies impermeabilizadas, espaços verdes, espelhos de água e solo a descoberto. A AME linear corresponde ao processo de resolução das fracções dos membros finais, supondo que o espectro medido para cada *pixel* representa uma combinação linear de espectros do membro final, que corresponde à mistura física de alguns componentes da superfície, ponderada pela área total. Com a AME, as (fracções de) áreas dos membros finais são quantificadas ao nível do sub-pixel, permitindo a inferência das características morfológicas da paisagem urbana em termos da composição dos membros finais. A finalidade desta

comunicação é explorar e testar a aplicabilidade da AME para medir a composição física da morfologia urbana, através de imagens multiespectrais Landsat ETM+ e SPOT 5, avaliando ao mesmo tempo o efeito que as diferenças de resolução espacial podem ter nos resultados obtidos.

## 2 - Análise de imagens de satélite

Uma forma bastante conhecida de extrair informação de uma imagem é a classificação, que é o processo de atribuir cada pixel a uma classe (Campbell, 1996). Cada pixel representa um conjunto de medições em várias bandas espectrais da reflectância de uma determinada porção de terreno. Muitos destes pixels formam grupos porque apresentam um nível radiométrico uniforme nas diversas bandas espectrais. Estes grupos são designados de classes espectrais e cada um é caracterizado por uma assinatura espectral, que corresponde à reflectância típica de cada classe. Ao atribuir cada pixel à classe cuja assinatura espectral se assemelha consegue-se obter uma classificação de toda a imagem. No entanto, ao contrário da classe espectral do pixel, o utilizador está mais interessado na classe de uso a que o pixel pertence. Apesar das classes espectrais estarem obviamente inerentes à imagem são as classes de uso que o utilizador procura e só se for possível estabelecer a ligação entre estes dois tipos de classes é que as imagens constituem uma fonte de informação válida (Campbell, 1996).

Uma forma útil de distinguir entre estratégias de classificação é através da separação clássica entre métodos supervisionados e não supervisionados. A classificação não supervisionada tenta identificar as classes espectrais representadas numa imagem segundo a premissa que os pixels de uma determinada classe devem estar perto uns dos outros no espaço de medição, enquanto que comparativamente, os pixels de classes diferentes devem estar bem separados (Schoenmakers, 1995). Por outro lado, a classificação supervisionada exige uma maior interacção por parte do analista. Durante as fases de treino e calibração o analista tem de definir regiões na imagem que representem determinadas classes de uso e que são conhecidas através de trabalho de campo ou por experiência própria. Cada uma destas áreas de treino deve ser homogénea no contexto de uma determinada classe e no conjunto, as regiões devem cobrir toda a variabilidade existente dentro de cada categoria.

Deste modo, muitas vezes são introduzidas sub-classes (ex. água limpa, água turva), as quais estão relacionadas com a agregação das classes espectrais depois da classificação não supervisionada. Na fase de classificação subsequente todos os pixels são atribuídos à (sub)classe com que mais se assemelham. Em ambos os casos, o pixel é atribuído a determinada classe com base apenas nos valores medidos nas diversas bandas espectrais. Esta estratégia baseada numa análise pixel-por-pixel (classificadores rígidos) resulta, muitas vezes, em erros de classificação porque é

muito sensível ao ruído e à variabilidade intra-classe. Como alternativa, alguns classificadores mais complexos, adoptam uma análise ao nível do sub-pixel.

Efectivamente, se a resolução espacial for suficientemente elevada (ex. 1m ou menos), existe uma grande probabilidade de que cada pixel represente apenas uma classe de ocupação do solo, viabilizando uma classificação rígida (*hard*) exacta. No entanto, para imagens de menos resolução espacial cada pixel é passível de representar uma mistura de diferentes ocupações originando um pixel impuro ou misturado (*mixel*). Neste caso uma classificação rígida iria, provavelmente, representar apenas uma parte do pixel, discriminando toda a restante.

## 2.1 - O problema dos mixels

Uma imagem digital consiste numa matriz bidimensional composta por células (pixéis). Cada pixel representa uma porção da superfície terrestre e traduz um valor de intensidade, representado pelo nível radiométrico. Este valor de intensidade resulta, de forma geral, da medição da energia reflectiva (ou emitida) pela superfície e corresponde normalmente à média de toda a área coberta pelo pixel. A resolução espacial de uma imagem é definida pelo pixel e este é condicionado pelo *Instantaneous Field of View* (IFOV) do sistema óptico do sensor. O IFOV corresponde à medida de uma área de terreno registada por um único elemento do detector num determinado instante. Deste modo, pode ser registada mais do que uma classe de uso no IFOV, resultando em *mixels*. O número de *mixels* numa imagem é função do IFOV e da complexidade espacial do fenómeno em observação (Bishop, 1995).

As paisagens urbanas, uma complexa combinação de edifícios, estradas, árvores, relva e solo, são tipicamente compostas por elementos com dimensão inferior à resolução espacial dos sensores. Strahler *et al.* (1986) definiu modelos de A(ita) e B(aixa) resoluções com base nas relações entre a dimensão dos elementos representados na imagem e a resolução espacial do sensor. Os objectos da imagem no modelo A-resolução são maiores que a dimensão da célula (pixel), podendo por isso ser directamente detectados. Em contraste, os objectos do modelo B-resolução são menores que o pixel e portanto não são detectados. Quando os elementos da imagem se tornam bastante mais pequenos que o pixel, deixam de ser registados individualmente como objectos. Então, a reflectância medida pelo sensor pode ser tratada como um somatório de interacções entre várias classes de uso existentes, ponderado pelas suas relativas proporções (Strahler *et al.*, 1986). As imagens do Landsat 7 e do SPOT 5, com uma resolução espacial nominal de 30 e 10 metros, respectivamente são atribuídas ao modelo B-resolução. Estes dados são muitas vezes considerados demasiado grosseiros para cartografar os componentes do ambiente urbano. À medida que o sensor interage com o material das paisagens urbanas, nas áreas onde diversos usos e ocupações do solo (UOS) se encontram contidas em apenas um pixel, é criado um problema muito espacial relativo à existência de mixels. Esta mistura prevalece especialmente em áreas residenciais onde edifícios, árvores, betão e asfalto podem ocorrer dentro de um único pixel. Os *mixels* têm sido reconhecidos

como sendo o maior problema a afectar o uso efectivo de dados de detecção remota em classificações de UOS e na detecção de alterações (Fisher, 1997; Cracknell, 1998).

Em todas as imagens de detecção remota está presente um considerável número de *mixels*. Basicamente, um *mixel* numa imagem pode ser consequência de uma destas quatro situações na superfície (Fisher, 1997): 1) Fronteiras entre duas ou mais classes de uso cartografadas (ex. pixéis localizados no limite de grandes áreas, como campos agrícolas); 2) A inter-graduação entre conceitos centrais do fenómeno cartografado (ecoton); 3) Elementos lineares ao nível do sub-píxel (ex. estradas, rios) e 4) Objectos pequenos ao nível do sub-píxel (ex. casas, árvores, ou mesmo arbustos numa região semi-árida de vegetação dispersa na Austrália (Pech e tal, 1986). Estas situações estão representadas na figura 2.

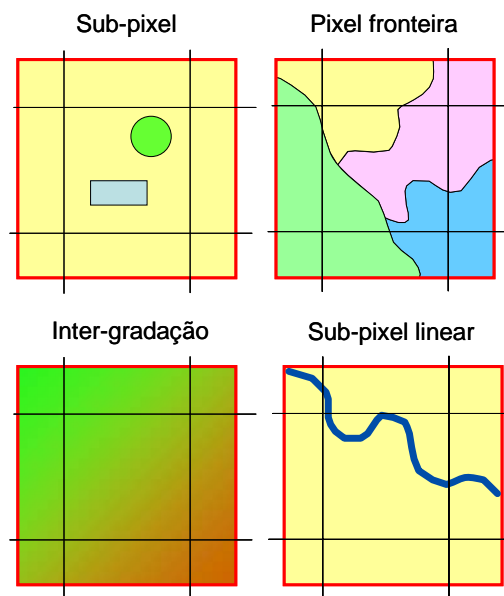


Figura 2 - Quatro casos de mixels (7)

Mantendo invariável o sensor o número de *mixels* depende quase exclusivamente da superfície que se está a analisar. Irons *et al.* (1985) registaram em imagens Landsat TM percentagens de prováveis *mixels* que variavam entre os 29,6% para a classe “água” e os 68.3% para áreas de relva/erva, enquanto que Schoenmakers (1995) afirma que em alguns países mediterrânicos da União Europeia, onde a dimensão média das parcelas é pequena, a proporção de *mixels* sobe facilmente acima dos 30%. Estes números indicam que os *mixels* têm uma influência significativa na informação que se obtém por detecção remota. A classificação de *mixels* conduz a erros que tornam impreciso o subsequentemente cálculo de áreas. Estes erros são causados pela premissa de classificação de que todos os pixéis são puros (compostos por apenas um tipo de uso), quando de facto o não são. Os problemas resultantes podem ser divididos em dois grandes grupos:

1. O *mixel* é atribuído a apenas uma classe, quando de facto pertence a duas ou mais. Como resultado, a área estimada directamente a partir dos pixéis adquiridos vai ser imprecisa. Supondo, por exemplo, que um pixel é composto pelas classes A (60%) e B (40%), a melhor decisão que um

classificador pode tomar é a de categorizar o pixel classe A. No entanto, esta opção conduz a uma sobrestimação de 40% da área A e uma subestimação da área B em igual quantidade.

2. O *mixel* pode não corresponder a nenhuma das assinaturas espectrais das classes existentes, ou ainda pior, as reflectâncias misturadas das classes A e B podem assemelhar-se com a assinatura espectral de uma classe totalmente diferente (C) que não estava presente no pixel (figura 3). Efectivamente, quando os *mixels* ocorrem as respostas espectrais puras de elementos específicos são confundidas com as respostas puras de outros elementos, conduzindo a um problema de assinaturas compostas (Campbell, 2002). Neste caso, que é um caso de confusão espectral, tanto a área da classe A como a da B são sobrestimadas, enquanto a da área C é sobrestimada. Muito embora possa parecer que os erros referidos diminuem a exactidão apenas de forma marginal, deve-se ter em atenção que o número de *mixels* pode ser bastante elevado. Mais, é preciso notar que as fontes de erro são sistemáticas e não aleatórias.

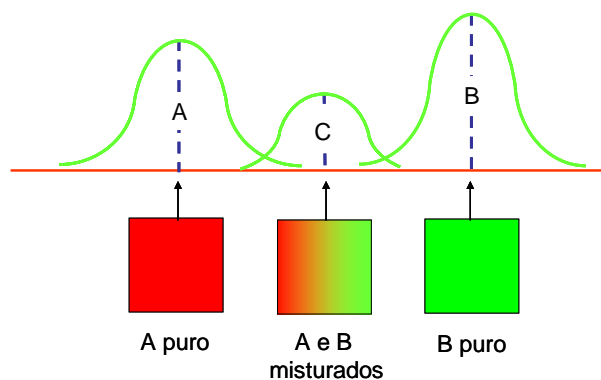


Figura 3 - Confusão espectral causada pela mistura de classes de uso do solo

Supondo que a variação dentro da classe A é maior que dentro da classe B e sabendo que a maioria dos classificadores entra em consideração com a variação intra-classe, um pixel composto por 75% B e 25% A pode perfeitamente ser classificado como A em vez de B. Como resultado a área de A é sobrestimada muito mais vezes que a de B, o que conduz a severas imprecisões no cálculo de áreas. A confusão espectral potencia este problema à medida que aumenta o número de pixel compostos por A e B classificados como C, mas a área de um pixel puro pertencente à classe C nunca será dividido entre as classes A e B. A classificação de *mixel* é inapropriada para aferições de áreas porque os inúmeros pequenos erros que são cometidos não se anulam e, quando agregados, conduzem a grandes sobrestimações de certos usos em detrimentos de outros.

A incapacidade dos classificadores rígidos (clássicos) em lidarem com as especificidades do espaço urbano (leia-se com os *mixels*), levantou a discussão sobre as características (capacidades) dos sensores, mais especificamente, sobre a sua resolução espacial, tendo os MSS e TM (Landsat) e o HRV (XS e Pan - SPOT) sido os mais visados, em virtude das suas resoluções superiores face aos outros programas espaciais civis em curso na altura. A informação recolhida pelos sensores a bordo

do Landsat foi considerada como inadequada para uma classificação precisa e consistente (Haack, Bryant e Adams, 1987), muito embora permitisse detectar as características urbanas e viabiliza-se a divisão entre edificado e não edificado; por outro lado, o SPOT-XS, apesar de conduzir a resultados satisfatórios em diversas aplicações como a detecção de alterações, mostrou-se ineficaz numa divisão em classes. Como se não bastasse, as imagens multiespectrais SPOT apresentam ainda fortes condicionalismos em termos de resolução espectral, face às especificidades inerentes ao meio urbano.

No entanto, a dimensão óptima do pixel em aplicações urbanas varia em função da densidade e contraste específicos de cada área (Welch, 1982), pois estas caracterizam-se por uma diversidade enorme de usos, por vezes coexistentes, e com um elevado grau de detalhe. Para além disso, a densidade de construção varia de acordo com a localização geográfica, ou antes, com o enquadramento cultural da cidade, observando-se, por exemplo, que devido às dimensões mínimas dos elementos urbanos, enquanto para os Estados Unidos um IFOV de 30 metros pode ser suficiente, para o continente Asiático esse valor terá de ser de 5 a 10 metros. No caso específico do Sudão e da China é aconselhável utilizar uma precisão superior a 5 metros.

Desta forma, é lícito argumentar que o problema dos *mixels* não se resolve através de um simples aumento da resolução espacial. Em geral, o número de *mixels* é inversamente proporcional ao aumento da resolução espacial, pois um pixel mais pequeno permite que mais pixéis puros sejam enquadrados pelas fronteiras dos objectos. No entanto, a proporção de *mixels* pode mesmo aumentar, porque o maior detalhe permite detectar elementos que anteriormente não eram reconhecidos, conduzindo à introdução de novas classes espectrais (Campbell, 1996). Efectivamente, vários autores (Haack, Bryant e Adams, 1987) têm feito notar que, paradoxalmente, o aumento da resolução espacial pode conduzir a maiores problemas no tratamento numérico de imagens, em função da grande heterogeneidade espectral do meio urbano, que conduz implicitamente a um aumento da variabilidade e, conseqüentemente, do designado "ruído". Dito de outra forma, à medida que a resolução espacial aumenta, os detalhes da imagem (ex. estradas, casas) vão tomando forma, e adquirindo uma certa predominância na resposta espectral de cada pixel, promovendo um tratamento erróneo e confuso, comprometendo a extracção de informação global e tornando problemática uma classificação coerente e homogénea da imagem.

Por exemplo, a imagem de uma cidade, que pode parecer uniforme a uma resolução grosseira, pode a uma resolução mais detalhada mostrar edifícios de diferentes tipologias, intercalados com espaços abertos (Woodcock e Strahler, 1990). Mas, mesmo que as classes espectrais permaneçam as mesmas e a proporção de *mixels* decresça, os resultados da classificação ainda se podem deteriorar. (Markham e Townshend, 1991; Irons *et al*, 1985). A principal razão deste efeito é que em maiores resoluções a variação intra-classe aumenta à medida que as diferenças locais de

humidade, elevação, iluminação, etc., se vão tornando mais aparentes. Outra razão é que o aumento da resolução espacial é normalmente atingindo em prejuízo da resolução espectral e/ou da resolução radiométrica, porque a redução da energia recebida, devido ao IFOV ser mais pequeno, precisa de ser compensada (p.ex. aumentando a largura de banda em que a reflectância é medida). As grandes resoluções espaciais apresentam ainda a desvantagem de o número de píxeis se poder tornar extraordinariamente elevado, o que obviamente tem custos em termos de tempo de processamento. Juntamente com o facto de haver um crescente interesse por dados de grande cobertura, registados em mais bandas espectrais e de menor amplitude, estes factores têm proporcionado aos sensores de média resolução (ex. SPOT e Landsat) manterem-se competitivos face aos mais recentes avanços tecnológicos (ex. Ikonos e Quickbird).

Este factor, alicerçado pela necessidade de (co)existirem diferentes níveis de classificação face ao contexto de planeamento em questão (Angel, 1987), indica que não existe uma resolução padrão, e que esta varia face aos objectivos. É plausível, em virtude da situação apresentada, dividir a utilização de imagens em duas metodologias: sintética, que tem por objectivo recolher informação sobre as características gerais da área em estudo (ex. extensão da mancha urbana) e analítica, que visa a recolha de informação detalhada sobre o objecto mais pequeno da imagem constante da imagem (ex. uma casa) (Moller-Jensen, 1990).

Chegou-se assim à conclusão que nem todas as deficiências podem ser imputadas à resolução espectral dos sensores, admitindo-se finalmente que os métodos de extracção de informação também detinham uma quota-parte de responsabilidade no processo. Com efeito, as áreas urbanas englobam classes de uso espectralmente heterogéneas, inviabilizando uma classificação (correcta) com recurso unicamente a algoritmos de classificação pixel-por-pixel, sem ter em atenção as características dos píxeis vizinhos (Moller-Jensen, 1990; Barnsley e Barr, 1996). A questão fulcral reside exactamente neste ponto: os algoritmos tradicionais não se adaptam às particularidades destes casos, nomeadamente à frequência espacial dos objectos, na medida em que consideram cada pixel a unidade elementar se análise, introduzindo (devido aos *mixels*) imprecisões e inexactidões nos resultados das classificações

Efectivamente, a produção de classificações com um alto grau de exactidão é um requisito fundamental para a aplicação da detecção remota em numerosas áreas como a detecção de alterações (Chen *et al.*, 2000; Ward *et al.*, 2000), as ilhas de calor urbano (Lo *et al.*, 1997; Quattrochi *et al.*, 2000; Weng, 2001) ou a estimação de variáveis biofísicas, demográficas e socioeconómicas (Lo, 1995; Thomson e Hardin, 2000). A baixa exactidão das classificações de uso e ocupação do solo em áreas urbanas é largamente atribuída ao problema dos *mixels*. Por exemplo, os classificadores tradicionais pixel-por-pixel, como o da máxima verosimilhança, não conseguem lidar eficazmente com as complexas paisagens urbanas e o problema dos *mixels*. Por outro lado, quando são aplicados métodos não supervisionados nas regiões periurbanas, densamente povoadas,

das grandes áreas metropolitanas, o problema dos *mixels* torna-se bastante mais efectivo. As árvores nos relvados são confundidas com florestas, os relvados são confundidos com pastagens e o betão tanto pode indicar áreas residenciais de alta densidade como áreas comerciais/industriais (Epstein *et al.*, 2002). O problema dos *mixels* pode ser minorado, ou mesmo resolvido, através de uma classificação ao nível do sub-pixel (flexível).

## 2.2 - Classificação sub-pixel

Uma abordagem de classificação em ambiente urbano é através dos classificadores flexíveis (*soft*), nomeadamente a análise de mistura espectral (AME). Uma vez que as imagens utilizadas têm uma resolução espacial de 30 m e 10 m, é reconhecido que a probabilidade de uma única classe de ocupação do solo ser representada com exactidão por um único pixel, é bastante diminuta. Nas classificações flexíveis, a cada pixel é atribuída uma probabilidade de pertença a cada uma das classes de ocupação do solo. Para além da AME, a outra técnica que permite a classificação flexível de pixels misturados é a classificação indiferenciada (*fuzzy*). A principal diferença entre estes dois métodos é que a AME é baseada num modelo físico da mistura dos valores discretos dos padrões de resposta espectral (Roberts *et al.*, 1998), fornecendo uma forma determinística de abordar o problema da mistura espectral, em vez de uma perspectiva estatística como é o caso da análise *fuzzy* (Mather, 1999). A AME permite decompor cada pixel na percentagem que este representa de cada um dos tipos de ocupação expressos na imagem. Desta forma, cria-se um perfil das partes constituintes de cada pixel e agregando esses valores para toda a Grande Área Metropolitana de Lisboa (GAML), é possível definir a ocupação do solo desta região em termos de percentagem da superfície que é coberta por tipos particulares de ocupação.

Muito embora a AME tenha sido inicialmente desenvolvida para classificar o ambiente natural, já foi provado que a aplicação desta técnica também faz sentido em ambientes urbanos (Rashed *et al.*, 2001). A mistura espectral ocorre quando o espectro medido por um sensor corresponde à mistura da resposta espectral de mais de um componente dentro da imagem (Adams *et al.*, 1993). Isto é, os vários materiais com propriedades espectrais diferentes são representados por um único pixel da imagem. Um modelo de mistura espectral é um modelo de base física, em que um espectro misturado é modelado como uma combinação de espectros puros, chamada membros finais (*endmembers*) (Adams *et al.*, 1993; Roberts *et al.*, 1998). A AME linear é o processo de resolver as fracções do membro final, assumindo que o espectro de cada pixel na imagem representa uma combinação linear de espectros do membro final que corresponda à mistura física de alguns componentes na superfície, ponderada pela área total (Tompkins *et al.*, 1997).

Um dos conceitos fundamentais para compreender a AME é o de Pureza Espectral Linear (PEL). Efectivamente, se os fotões interagem com um componente apenas (ex. areia), então o espectro

resultante é puro dentro de um determinado IFOV. A identificação de um espectro puro é fundamental para acautelar a inerente variabilidade dos valores da imagem. Estes espectros puros são conhecidos como membros finais (Adams *et al.*, 1986, 1995; Roberts *et al.*, 1998). O espectro dos membros finais pode, potencialmente, ser identificado nos limites de um diagrama de dispersão multidimensional. Price (1994) também se refere à pureza espectral como “análise dos pontos finais”. As combinações lineares destes espectros puros são utilizadas na PEL para modelar num espaço de mistura (“impuro”), todos os outros espectro em termos de fracções dos espectros puros. A figura 3 ilustra de forma teórica este conceito.

O número de espectros dos membros finais não pode, normalmente, exceder o número de bandas utilizadas mais um. A identificação de um conjunto de membros finais que origine uma decomposição aceitável da imagem é um processo de tentativa e erro. Se a variabilidade da imagem a se classificada for demasiado elevada não serão identificados nenhuns conjuntos de membros finais apropriados para que uma PEL seja identificada, resultando numa incorrecta abundância de valores e elevados erros RMS.

### 2.2.1 - Análise de Mistura Espectral (AME)

O termo “pixéis misturados” (*mixed pixels*  $\Rightarrow$  *mixels*) descreve um efeito que ocorre quando diferentes materiais da superfície, ou tipos de ocupação do solo, estão compreendidos no espectro registado dentro do IFOV do satélite. A análise de mistura espectral baseia-se no pressuposto que o espectro captado pelo satélite corresponde a uma combinação, linear ou não, de cada um dos componentes contidos no IFOV (Adams *et al.*, 1986; Roberts *et al.*, 1998). A decomposição de uma área de superfície, dentro do IFOV ou de um pixel, numa abundância proporcional ou num número finito de membros finais, assume que a maior parte da variação espectral de uma imagem multiespectral pode ser descrita, numa primeira aproximação, por adição de misturas espectrais lineares. A figura 4 ilustra este conceito.

No caso de múltipla dispersão a mistura é potencialmente não-linear e conseqüentemente poderá requerer modelos de mistura não-lineares (Roberts *et al.*, 1998), os quais podem ser importantes para certos tipos de vegetação. No entanto, na maioria das aplicações de mistura espectral, e especialmente em regiões áridas e semi-áridas, a múltipla dispersão é assumida como negligenciável (Smith *et al.*, 1990; Adams *et al.*, 1995; Elmore *et al.*, 2000; Hung e Ridd, 2002). Gilbert *et al.* (2000) afirmam a mistura dos espectros do solo e da vegetação tende a ser linear, enquanto que os espectros das folhas das copas das árvores têm comportamento não linear. Com base nestes argumentos, especialmente os relativos a áreas de vegetação dispersa, utilizou-se uma técnica de PEL, implementada com o constrangimento de que a soma de todos os membros finais seja igual à unidade (100%). A PEL é matematicamente descrita nas equações 1 e 2.

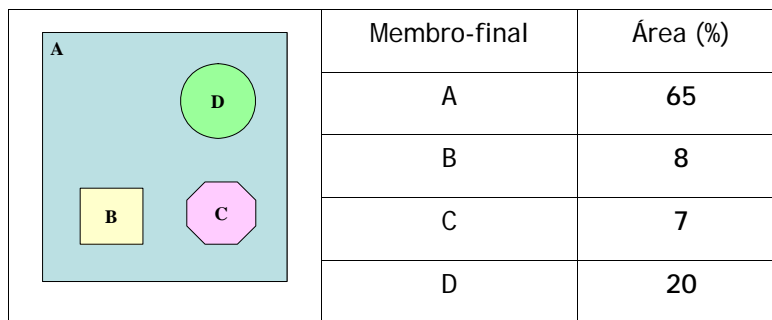


Figura 4 - Conceito de Mistura Espectral Linear

O espectro impuro ( $P_\lambda$ ) de um dado pixel é modelado pelo somatório das fracções ( $f_\lambda$ ) dos (n) membros finais ( $E_{i\lambda}$ ) contidos no IFOV:

$$P_\lambda = \sum_{i=1}^n f_i E_{i\lambda} + \varepsilon_\lambda$$

onde  $\lambda$  representa a banda espectral, n o número de membros finais e  $\varepsilon$  os valores residuais. Mais, para uma dado conjunto membros finais é possível modelar as suas fracções dentro de um pixel. O ajustamento do modelo pode ser expresso como o erro nas fracções f ( $\varepsilon_\lambda$  em cada comprimento de onda) ou ao longo de todas as bandas como erro RMS (Roberts *et al.*, 1998).

$$RMS = \frac{1}{m} \sqrt{\sum_{i=1}^n \varepsilon_{i\lambda}^2}$$

onde m é o número de bandas. O processo de PEL cria as fracções de pertença de cada pixel na imagem para cada um dos membros finais, sendo referido como a abundância de membros finais. A identificação dos potenciais membros finais a sua escolha desta maneira, de forma que a assinatura espectral da maioria dos pixéis seja adequadamente explicada, é o assunto chave da pureza espectral. No caso de imagens calibradas e com correcção atmosférica os membros finais podem ser extraídos de bibliotecas de valores medidos à superfície (com radiómetro). Uma alternativa a este procedimento é extrair os espectros da própria imagem, independentemente da calibração da imagem e da correcção atmosférica (Adams *et al.*, 1986). Nalguns casos particulares, como na análise hiperespectral, métodos como o do Índice de Pureza Espectral são proeminentes na identificação de espectros extremos dentro do espaço das entidades (Boardman *et al.*, 1995), de forma a, automaticamente, fornecer ao analista os potenciais membros finais.

Tompkins *et al.* (1997) defendem uma selecção dos membros finais baseada numa análise em componentes principais e indicam que podem surgir dificuldades por os dados não se dispersarem

em linha recta no espaço dos dados, para que o ajuste adequado do membro final possa não ser encontrado. A razão para uma selecção manual dos membros finais neste estudo deveu-se ao facto dos membros finais seleccionados automaticamente gerarem uma decomposição que não traduz membros finais passíveis de ser interpretados num sentido físico (Tompkins *et al.*, 1997) ou que fossem úteis para a classificação da imagem. Consequentemente os membros finais foram seleccionados manualmente por sub-região com base no conhecimento do terreno e extraídos directamente da imagem de satélite. Os espectros foram visualmente analisados para estar na fronteira da nuvem dos dados de um diagrama de dispersão multidimensional.

O erro RMS mede o grau em que a variabilidade espectral é explicada pelos membros finais seleccionados. Os pixéis com erro elevado ajudam a indicar quais os componentes espectrais não estão bem representados no modelo (Bateson e Curtiss, 1996). A qualidade da PEL é dependente da habilidade dos espectros dos membros finais em representar cada pixel da imagem numa combinação linear. O erro do RMS e o  $\epsilon_\lambda$  são importantes ferramentas de diagnóstico, como Hill (2000) afirma que os residuais positivos ocorrem quando os espectros medidos pelo sensor têm uma reflectância mais elevada do que  $P_\lambda$ , indicando que  $P_\lambda$  contem características de absorção em falta na assinatura medida.  $\epsilon_\lambda$  negativos indicam a comparência de características de absorção no espectro medido que estão ausentes ou são pouco pronunciadas no espectro modelado  $P_\lambda$ . A figura 4 descreve um exemplo de modelação de três membros finais e a possível combinação de materiais no espaço da mistura, dentro do conceito modelo de PEL. O modelo conceptual seleccionado para extrair os membros finais da imagem de satélite foi o modelo VIS de Ridd (Ridd, 1995).

### 2.2.1 - As classificações de uso e ocupação do solo e o modelo VIS

A melhoria das classificações de uso e ocupação do solo tem sido um tema recorrente na literatura relacionada com a detecção remota. Os investigadores têm desenvolvido uma grande variedade de abordagens cujo objectivo é diferenciar as diversas classes de uso e ocupação do solo através de dados multiespectrais. Richardson e Wiegand (1977) desenvolveram um tipo de índice de vegetação perpendicular (figura 5 a e b), onde o relacionamento positivo entre as reflectâncias na região do vermelho e infravermelho próximo se traduz numa recta (linha A-F) muitas vezes designada de linha dos solos e que nos ambientes urbanos seria mais correctamente designada de linha da não vegetação. O aumento da distância perpendicular a esta linha representa um aumento na cobertura de vegetação. Kauth e Thomas (1976) desenvolveram transformações ortogonais de imagens em bruto, que resultam em índices de brilho e de vegetação (figura 5 c e d).

Os índices de vegetação (IV) derivados de imagens de satélite (Jensen, 2000), os descritores do solo ou os rácios de bandas são utilizados várias vezes, como fonte de informação, para aceder a certos componentes da superfície. O facto do tipo de solo poder influenciar os IV, especialmente em áreas

com baixa taxa de cobertura, ou por outro lado, a vegetação natural poder esconder ou alterar significativamente a resposta espectral do solo, torna difícil o desenvolvimento separado de índices de solo e vegetação. Parece mais natural e promissor, utilizar técnicas de decomposição espectral dedicada, como as de separabilidade espectral, para derivar este tipo de informação apenas num passo.

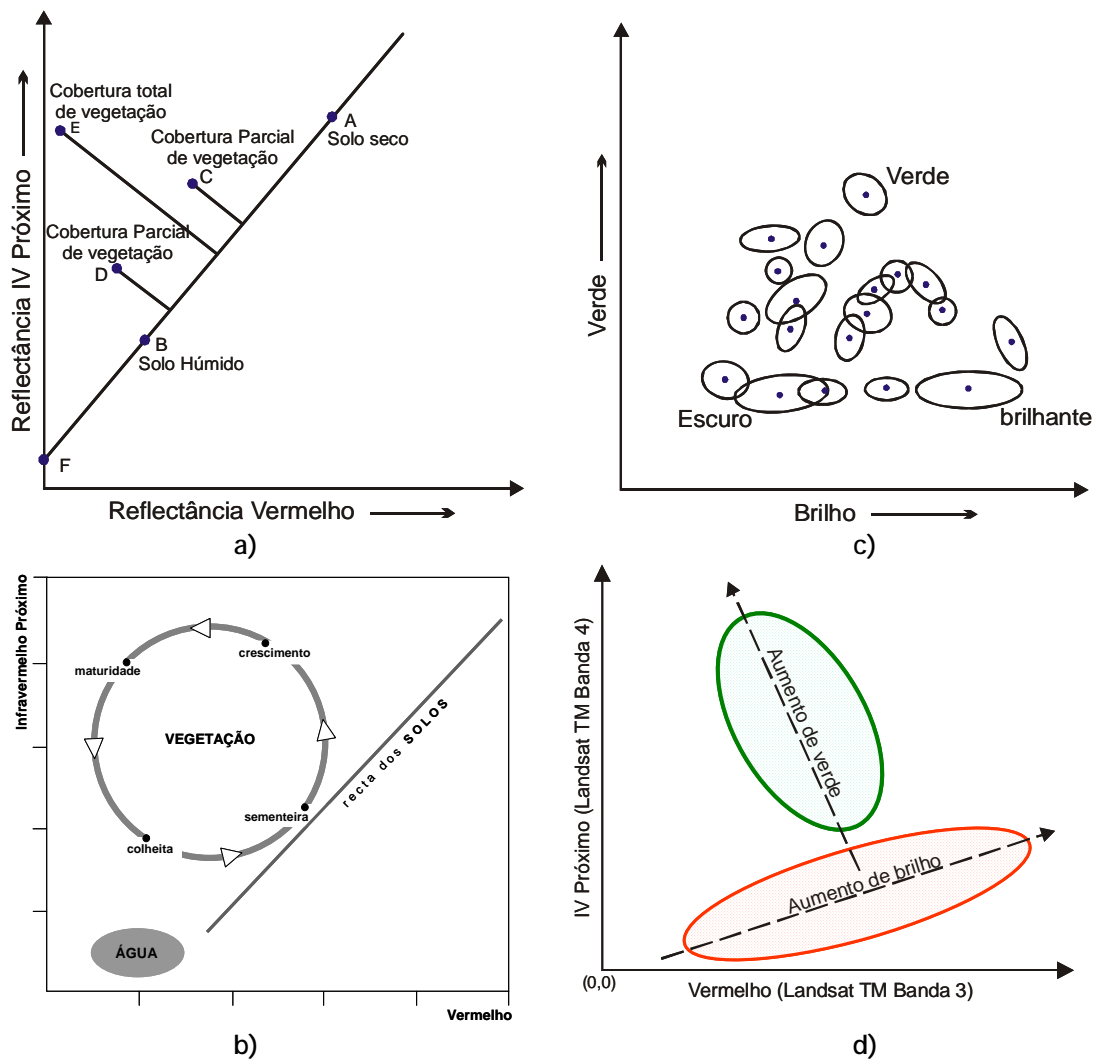


Figura 5 - Métodos de distinção entre solos e vegetação

A separabilidade espectral, como qualquer outro classificador (ao nível do sub-pixel), descreve os dados espectrais em termos de graus de pertença a um cluster ou um espectro de referência. Estes graus de pertença podem ser entendidos como conjuntos *fuzzy*. Por outro lado, este tipo de classificação permite a aplicação de um conjunto complexo de regras de decisão, que emulam, em forma de procedimentos, o pensamento humano (personalizado por peritos em determinada matéria), às quais se atribui o nome de sistemas periciais. Geralmente, estes sistemas incluem três componentes principais: uma base de conhecimento, regras de interpretação e uma memória. Hung and Ridd (2002) utilizaram regras do tipo *if-then-else* num sistema pericial baseado em informação

obtida através de um classificador do sub-pixel. Penaloza e Welch (1996), bem como Metternicht (2001) usam um sistema pericial *fuzzy* para classificar imagens de satélite, implementando regras de decisão baseadas em dados *fuzzy* derivados de parâmetros de nebulosidade e relevo.

Com efeito, recentemente têm sido utilizadas diferentes abordagens de classificação (tabela 1) que incluem a incorporação de informação geográfica (Harris e Ventura, 1995), dados dos censos (Mesev, 1998), elementos de textura (Myint, 2001; Shaban e Dikshit, 2001) e informação contextual ou estrutural (Gong e Howarth, 1990; Stuckens *et al.*, 2000) com a informação remota, a utilização de sistemas periciais (Stefanov *et al.*, 2001; Hung e Ridd, 2002), classificações *fuzzy* (Zhang e Foody, 2001) e a junção de informação multi-sensor e/ou multiresolução, como radar e TM (Haack *et al.*, 2002), TM e SPOT (Gluch, 2002) e *Airborne Visible Infrared Imaging Spectrometer* (AVIRIS) e radar (Chen *et al.*, 2003).

Categoria	Dados Utilizados	Área de Estudo	Referências
Classificadores avançados	(1) TM (fuzzy) (2) TM (ECHO) (3) ASTER (support vector machine-based algorithm)	(1) Edinburgo (2) Minneapolis, St. Paul, Minnesota (3) Beer Sheva, Israel	(1) Zhang e Foody, 2001 (2) Stuckens <i>et al.</i> , 2000 (3) Zhu e Blumberg, 2002
Classificadores sub-pixel	(1) TM e fotografias aéreas (2) IRS-1C multiespectral e pancromático	(1) Sudeste de Queensland, Australia (2) Área Metropolitana do Cairo, Egípto	(1) Phinn <i>et al.</i> , 2002 (2) Rashed <i>et al.</i> , 2001
Incorporação de informação espectral e espacial	(1) SPOT (2) SPOT (3) TM (4) ATLAS	(1) Arkham, Nordeste de Toronto, Canada (2) Lucknow, Uttar Pradesh, India (3) Minneapolis, St. Paul, Minnesota (4) Baton Rouge, Louisiana	(1) Gong e Howarth, 1990 (2) Shaban e Dikshot, 2001 (3) Stuckens <i>et al.</i> , 2000 (4) Myint, 2001
Incorporação de informação auxiliar	(1) TM, limites administrativos e densidades de construção (2) TM e densidade de estradas (3) SPOT HRV(XS), TM, dados dos censos	(1) Beaver Dam, Wisconsin (2) Beijing, China (3) Quatro centros médios do Reino Unido: Bristol, Swindon, Norwich e Peterborough	(1) Harris e Ventura, 1995 (2) Zhang <i>et al.</i> , 2002 (3) Mesev, 1998
Utilização de dados multi-sensor	(1) TM e RADARSAT banda-C (2) TM e SPOT-P (3) AVIRIS e radar	(1) Kathmandu Valley, Nepal (2) Wasatch Front, Utah (3) Park City, Utah	(1) Haack <i>et al.</i> , 2002 (2) Gluch, 2002 (3) Chen <i>et al.</i> , 2003
Índice normalizado de diferenças de construção	TM	Nanjing, China	Zha <i>et al.</i> , 2003
Sistemas periciais	TM	(1) Área Metropolitana de Phoenix, Arizona (2) Salt Lake City, Utah	(1) Stefanov <i>et al.</i> , 2001 (2) Hung e Ridd, 2002
Reclassificação	SPOT-1 HRV	Sudeste de Londres, Inglaterra	Barnsley e Barr, 1996

Tabela 1 - Diferentes abordagens de classificação

Um dos maiores avanços nas análises de uso e ocupação do solo foi conseguido com o modelo VIS de Ridd (1995), proposto para estudar a morfologia urbana da área metropolitana de *Salt-Lake*, examinando imagens TM e fotografias aéreas. O modelo conceptual VIS representa a composição dum ambiente urbano como uma combinação linear de três tipos de ocupação, a saber vegetação verde (*Vegetation*), superfícies impermeabilizadas (*Impervious surfaces*), e solo (*Soil*). Tal como os solos podem ser descritos em termos das suas proporções de limo, areia, e argila (figura 6 a), utilizando um diagrama triangular tradicional (Varenes, 2003), assim também várias subdivisões de áreas urbanas podem ser descritas em termos de proporção da vegetação, solo, e superfície impermeável (figura 6 b). Este modelo fornece as orientações para decompor as paisagens urbanas e ligar esses componentes às características espectrais dos dados remotos.

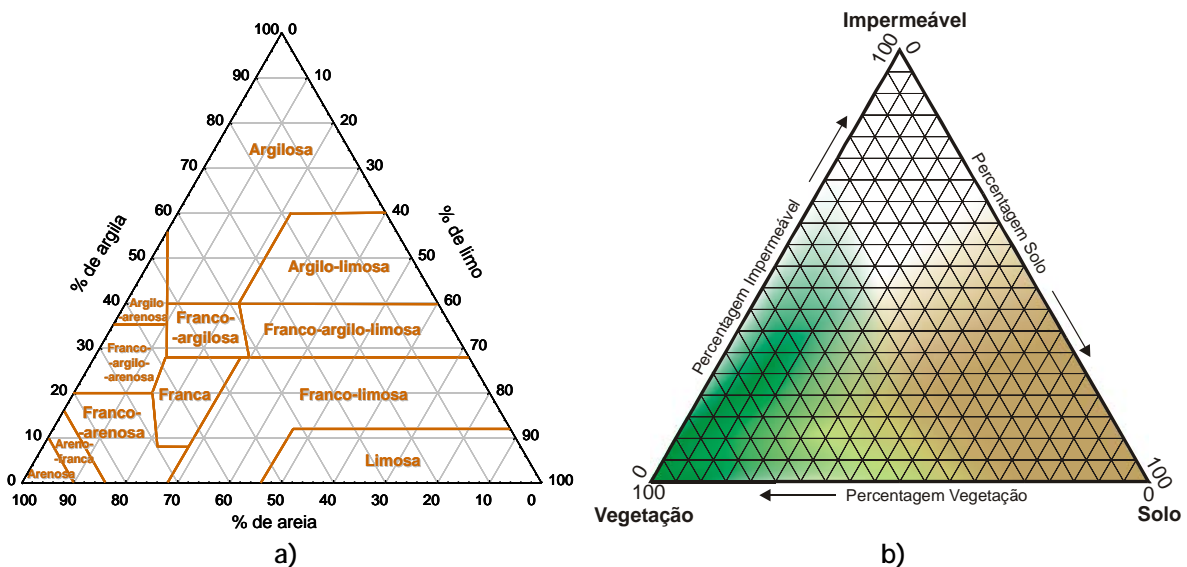


Figura 6 - Modelos triângulares de classificação dos solos (a) e VIS de Ridd (b)

A figura 7 corresponde a uma generalização esquemática dos ambientes periurbanos dentro do modelo VIS. As designações tradicionais de usos do solo apenas por conveniência, tendo em vista a transmissão do conceito através da identificação de partes familiares da cidade. O objectivo do VIS não é identificar áreas (classes) de uso solo, mas sim identificar e caracterizar as variações de padrões de uso ao longo da cidade. Qualquer correlação com os usos do solo é interessante mas não representa um objectivo conceptual do VIS. Ao longo do eixo V-I assenta uma sequência residencial típica de muitas cidades do mundo desenvolvido. Por regra, as áreas industriais e comerciais tradicionais colocam-se próximo do eixo I-S, mas os parques tecnológicos e os espaços industriais modernos desviam-se um pouco para a esquerda, dependendo da quantidade de vegetação presente (quase sempre relva e por vezes árvores). O facto de uma determinadas categorias de uso, como os parques ou as escolas, poderem ser encontradas em várias partes do diagrama triangular demonstra a necessidade de uma classificação de ocupação do solo baseada em composições. Isto é fortuito porque é a ocupação do solo e não o uso do solo que pode ser obtida por detecção remota. O uso do solo apenas pode ser inferido pelo interpretador, não gera uma assinatura espectral.

O eixo S-V representa áreas que ainda não foram urbanizadas, ou espaços urbanos em modificação. Por regra, existe pouca área impermeabilizada nas áreas não urbanas ou pré-urbanas. No canto direito, o solo a descoberto pode representar terrenos no limite da cidade terraplanados para urbanização ou para redesenvolvimento no interior da cidade. As áreas de poísio ou de vegetação escassa possuem, como é óbvio, pouca vegetação, enquanto que as culturas por sulcos representam tipicamente uma mistura de vegetação e solo e portando a sua assinatura VIS migra para a esquerda entre a cultura e a colheita. As florestas, dependendo da dimensão e densidade das copas e da vegetação rasteira, apresentam quantidades variáveis de solo a descoberto, variando também a sua própria composição ao longo do tempo. No canto verde encontram-se as culturas extensivas e contínuas, como as pastagens, e os elementos urbanos como os campos de golfe, parques, pátios escolares e outros espaços verdes, privados ou públicos. O espaço verde privado é normalmente ignorado nas classificações de uso do solo e no entanto pode constituir uma maior percentagem do meio urbano que o espaço verde público.

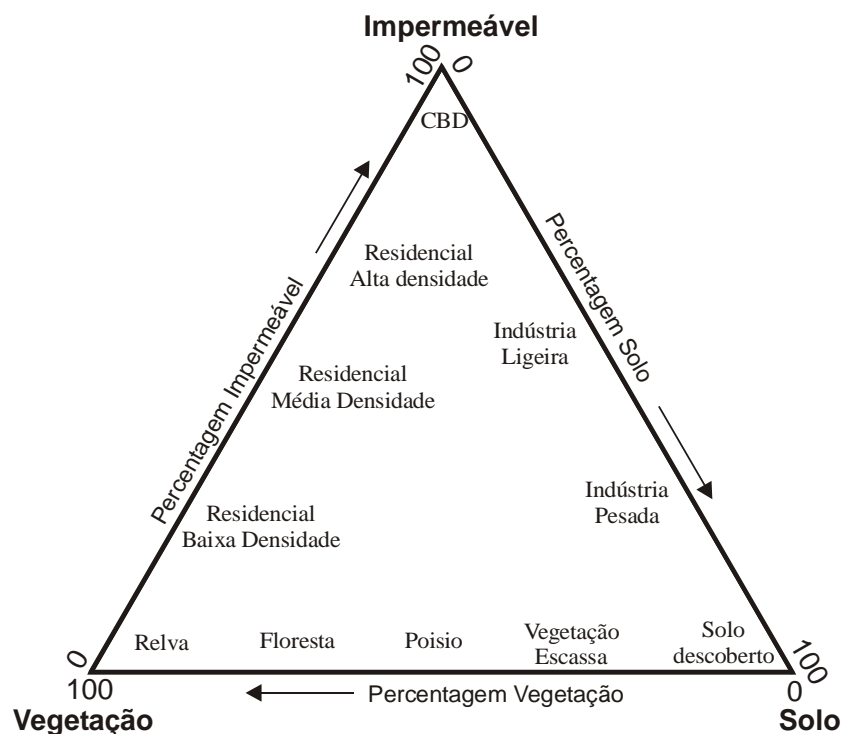


Figura 7 - Representação de alguns usos urbanos e sub-urbanos no modelo VIS

O modelo VIS constitui uma ligação intuitivamente apelativa ao problema da mistura espectral, porque a contribuição espectral dos seus três componentes principais pode ser resolvida ao nível do sub-pixel usando a técnica de AME. Este modelo, foi originalmente aplicado às cidades americanas. Fora dos Estados Unidos, o VIS também foi testado na Austrália, onde foi utilizada uma classificação hierárquica não supervisionada para classificar - numa base pixel-a-pixel - em quatro classes (água, floresta, espaços livres e urbano) as imagens TM correspondentes ao Sudeste de *Queensland* (Ward

*et al.*, 2000). No final foi alcançada uma exactidão global ajustada de 83%. Para a mesma área, Phinn *et al.* (2002) compararam a tradicional classificação de imagens (TM), a interpretação de fotografias aéreas e análise linear de mistura espectral (TM) e chegaram à conclusão que as imagens fraccionárias do VIS garantiam uma melhor classificação que os métodos pixel-por-pixel e a agregação de classes obtidas por foto-interpretação. Na Tailândia (Madhavan *et al.*, 2001) foi utilizado um classificador não supervisionado (o ISODATA) para classificar dados TM da Área Metropolitana de Bangucoque em sete classes. O modelo VIS provou ser útil para a classificação, embora devido à complexidade da área em estudo a exactidão não tenha sido tão elevada como era inicialmente esperado. Rashed *et al.* (2001) conduziu uma análise de mistura espectral em imagens multiespectrais IRS-1C com o intuito de descrever a anatomia da região do Grande Cairo (Egipto). Esta análise foi baseada em quatro membros finais (vegetação, superfície impermeável, solo e sombra) cujas imagens de probabilidade foram classificadas com recurso a uma árvore de decisão, tendo os resultados (leia-se exactidão da classificação) sido melhores que os obtidos pelos classificadores de mínima distância e máxima verosimilhança. Estes resultados mostram que o modelo é robusto fora dos estados unidos, muito embora por vezes possa requerer uma componente adicional (por exemplo uma máscara binária água/não água) para conseguir uma caracterização exacta da morfologia das cidades não americanas. Em 2003, Wu e Murray recorreram à AME para analisar a distribuição de superfície impermeabilizada na Área Metropolitana de *Columbus (Ohio - EUA)* e descobriram que esta pode ser estimada através de um modelo de regressão linear de fracções de membros finais correspondentes a baixo e alto albedo.

Mais recentemente, Lu e Weng (2004) encetaram um estudo para analisar a mistura espectral da paisagem urbana da cidade de Indianápolis, utilizando imagens Landsat ETM+. Neste estudo foram seleccionados quatro tipos de membros finais: sombra, vegetação verde, superfície impermeabilizada e solos. Para encontrar as melhores imagens fraccionárias foram testadas quatro combinações destes membros finais: 1) quatro membros finais com sombra, vegetação verde, superfície impermeabilizada e solos; 2) três membros finais com sombra, vegetação verde e superfície impermeabilizada; 3) três membros finais com sombra, vegetação verde e solos (secos) e 4) três membros finais com sombra, vegetação verde e solos (húmidos). Os resultados indicaram que a combinação 2) produzia bons resultados em áreas urbanas mas relativamente pobres em áreas agrícolas, especialmente es solos descobertos e pastagens. Em contraste, a combinação 4) não provou a sua utilidade em áreas urbanas mas resultou bastante bem em áreas agrícolas. A combinação 1) apresentou maus resultados em ambos os domínios, com particular incidência nas áreas urbanas residenciais. A melhor solução encontrada (figura 8) foi a combinação 1) que consegue relativamente bons resultados, tanto em meio urbano como não urbano.

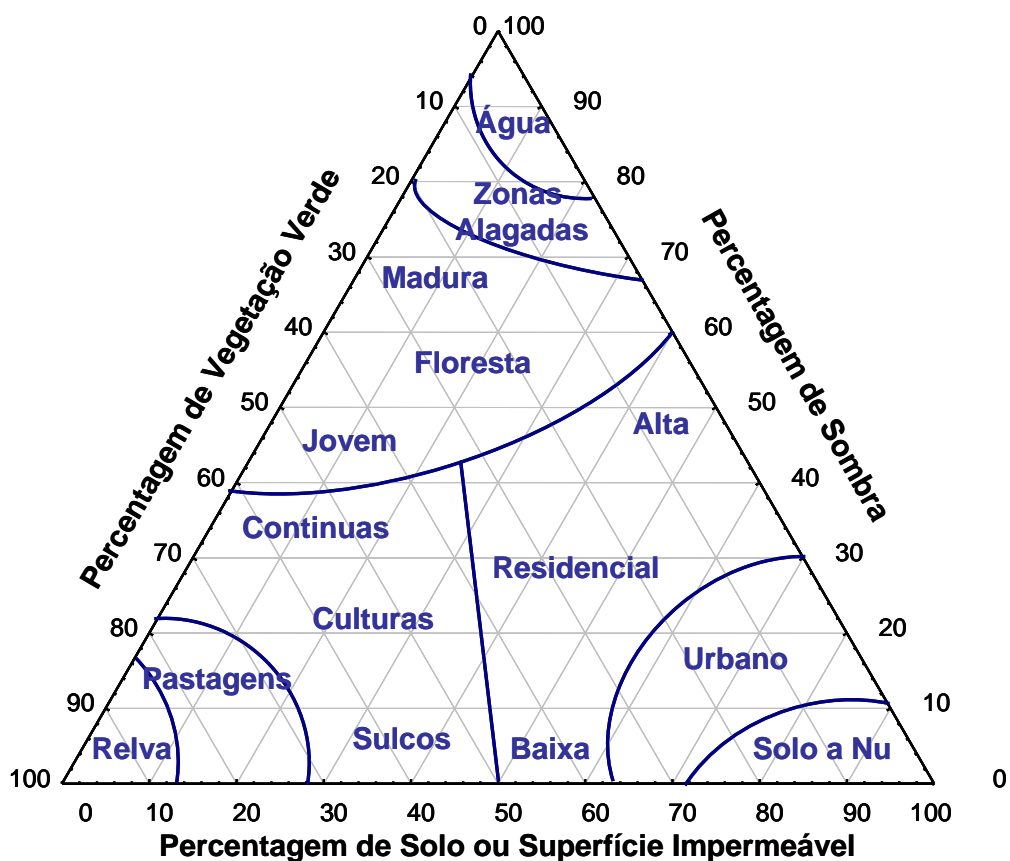


Figura 8 - Modelo da paisagem urbana de Lu-Weng. Adaptado de Lu e Weng (2004)

### 3 - Análise de uso e ocupação do solo

Os dados utilizados foram imagens Landsat (7) ETM+ de 2000 e SPOT (5) HRVIR de 2004, ambas obtidas com céu limpo. No caso do Landsat, a utilização da banda 6 foi declinada em virtude da sua definição espacial grosseira. A área geográfica de análise corresponde à Grande Área Metropolitana de Lisboa, constituída por 18 municípios igualmente distribuídos pelas duas margens do rio Tejo (figura 9). Nas últimas décadas, esta área tem aumentado grandemente o seu peso económico e demográfico relativamente ao Continente. Na GAML concentra-se grande parte do potencial económico do País (mais de um terço do Valor Acrescentado Bruto Nacional). Para além da importância da indústria, as actividades terciárias, principalmente o comércio, os bancos, os seguros, os serviços sociais e pessoais, detêm mais de 60% do total do emprego do Continente nestes sectores.

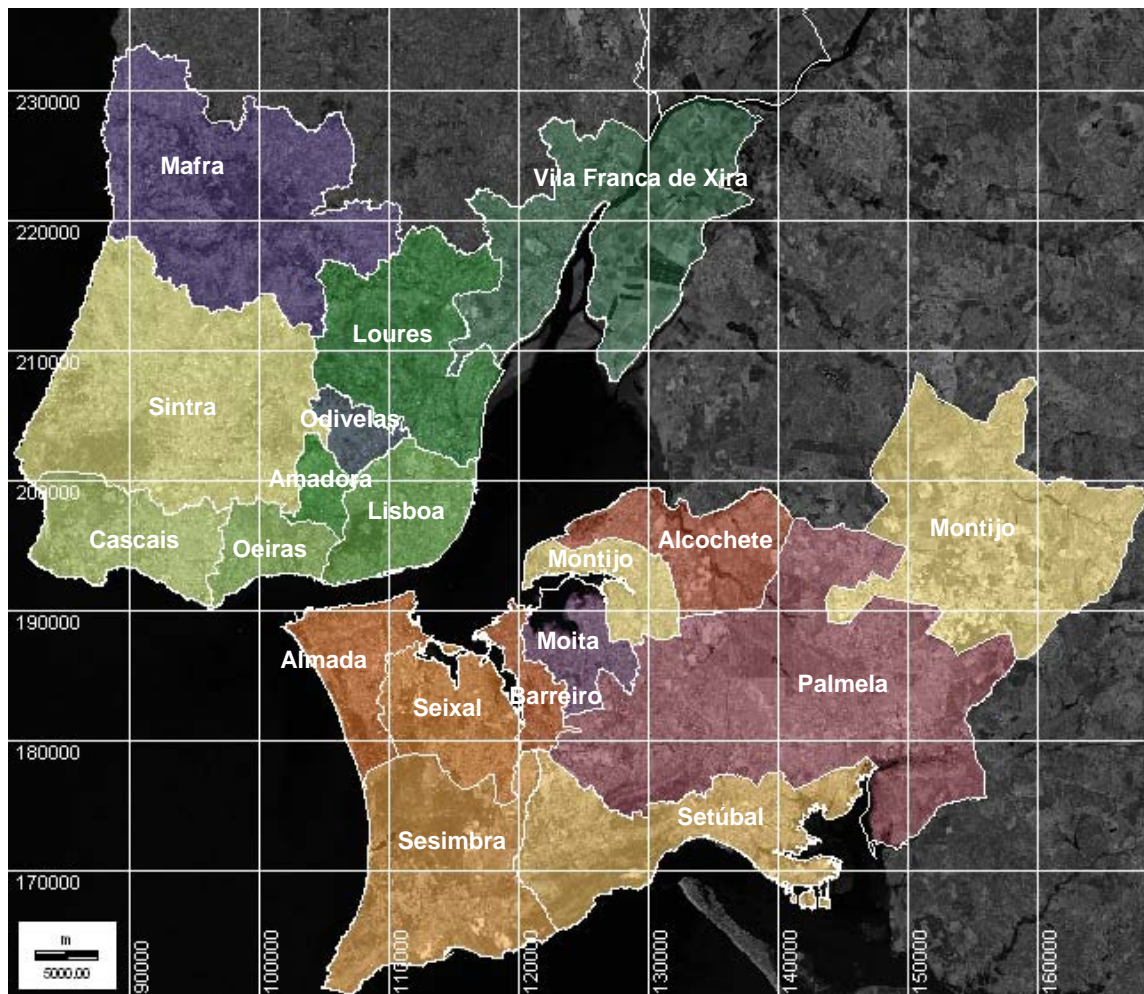


Figura 9 - Composição da Grande Área Metropolitana de Lisboa

Antes de se dar início à análise os dados foram radiometricamente convertidos para a reflectância ao nível do sensor, através de um método de correcção baseado nas imagens (Markham e Barker, 1987). Depois todas as imagens foram georreferenciadas relativamente às cartas topográficas, à escala 1:25000 do Instituto Geográfico do exército (IgeoE), produzidas segundo o sistema de projecção Hayford-Gauss do (transversa de Mercator - datum Lisboa). De referir, que apesar da imagem SPOT já se encontrar geometricamente corrigida a sua exactidão geométrica não era suficiente para permitir a comparação entre dados multisensor e o sistema de projecção era diferente do utilizado (*Universal Transverse Mercator* - UTM), pelo que se justificou a sua nova rectificação. Depois de georreferenciadas, as imagens foram reamostradas para uma dimensão de pixel de 10 m (por ser a maior resolução - SPOT - e por a divisão do pixel Landsat (30 m) por este valor resultar num número inteiro) através do método do vizinho mais próximo. Para ambas as imagens conseguiu-se obter um erro médio quadrático inferior a 0,5 do pixel original.

### 3.1 - Definição dos componentes do solo e imagens de percentagem resultantes

Este estudo baseia-se no modelo VIS, pelo que foram seleccionados três componentes do solo como sendo a estrutura básica dos usos urbanos. Assim, foram escolhidas as percentagens de vegetação (árvores, arbustos, relva), solo impermeável (telhados, metal, betão, asfalto) e solo. Este último engloba também a vegetação seca porque estes dois tipos de ocupação têm características similares de reflectância espectral e, obviamente, de níveis radiométricos nas imagens de satélite (Hoffer, 1978).

A aplicação bem sucedida da AME confia na exactidão da selecção do membro final. Se os membros finais estiverem incorrectos no sentido físico, então as percentagens também estão incorrectas e os resultados da AME tornam-se sem sentido. A selecção dos membros finais pode ser feita de cinco maneiras: 1) de uma biblioteca espectral, ou reflectâncias medidas no solo; 2) da própria imagem (Quarmby *et al.*, 1992; Settle e Drake, 1993) ou dos vectores próprios de ordem superior de uma classificação em componentes principais (Boardman, 1993); 3) pixéis espectralmente puros, identificados através do índice de pureza espectral (Boardman *et al.*, 1995); 4) selecção manual dos membros finais (Bateson e Curtiss, 1996), correspondente a uma técnica de visualização multidimensional que permite explorar interactivamente o espaço de mistura à procura de espectros que possam ser designados de membros finais e 5) a combinação dos métodos utilizados para obter os membros finais de referência e da imagem. Esta abordagem envolve um alinhamento espectral entre os dois tipos de membros finais (referência e imagem) e uma calibração que os relacione (Smith *et al.*, 1990; Roberts *et al.*, 1993). Na maioria de aplicações da AME são utilizados os membros finais da imagem porque estes podem ser facilmente obtidos e representam espectros medidos na mesma escala que a imagem (Roberts *et al.*, 1998a). Os membros finais são tidos como os extremos dos triângulos no diagrama de dispersão de uma imagem. Deste modo, podem ser identificados através do diagrama de dispersão de duas bandas espectrais. Na ausência de membros finais de referência para a área de estudo, optou-se pela utilização dos membros finais da imagem na fase da AME.

A componente vegetação foi facilmente identificada em campos de golfe (ex. Aroeira), a componente impermeável em áreas residenciais (especialmente de alta densidade) e a componente solo nos sopés das Serras (Arrábida e Sintra) ou dentro das áreas agrícolas (pousio). A figura 10 apresenta as assinaturas espectrais destes três componentes, para as bandas Landsat (a) e SPOT (b). Logo aqui é possível observar que a melhoria da resolução espacial permite uma mais fácil discriminação entre o solo e os elementos impermeáveis (um dos problemas clássicos da detecção remota).

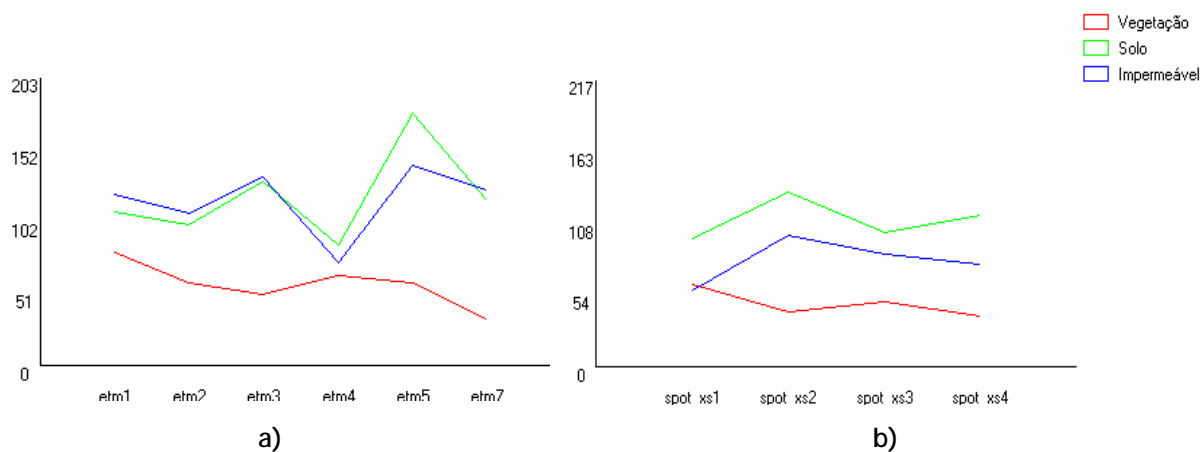


Figura 10 - Assinaturas espectrais dos componentes do solo para as imagens Landsat (a) e SPOT (b)

A figura 11 mostra as imagens correspondentes aos componentes VIS das imagens Landsat e SPOT. Assim, no primeiro caso o V, I e S correspondem às imagens a), b) e c), e no segundo caso os mesmos componentes correspondem às imagens d), e) e f), respectivamente. Como já foi anteriormente mencionado aquando da definição dos componentes, e como seria de esperar, as áreas com maior percentagem de vegetação são os campos de golfe e os parques. As áreas com grande percentagem de impermeabilização correspondem às zonas residenciais, industriais e comerciais. Por fim as áreas onde predomina a componente solo identificam-se com o solo a descoberto, normalmente inserido em áreas agrícolas (pousio, terrenos abandonados) ou urbanas (terreno em reconversão).

Como a selecção dos membros finais é fundamental para uma boa classificação tentou-se ainda melhorar o resultado final, tornando as áreas teste mais puras em termos espectrais. Para atingir este objectivo utilizaram-se dois métodos (McKay e Campbell, 1982): um paramétrico e outro não paramétrico. No primeiro caso cada pixel contido na área teste é examinado e o seu valor correspondente em todas as bandas analisado. Depois é calculada a tipicidade do pixel relativamente à sua classe, através do cálculo da distância de *Mahalanobis* à média da classe. Se a tipicidade for inferior ou igual a um determinado limiar (foi utilizado um grau de confiança de 95%), então o pixel é retirado da classe de treino. A distância de *Mahalanobis* é calculada através de:

$$(X_k - U_i)^T V_i^{-1} (X_k - U_i)$$

onde  $X_k$  é o vector do valor do pixel em todas as bandas;  $U_i$  é o vector médio da classe  $i$  e  $V_i$  é a matriz de variância/co-variância da classe  $i$ . A tipicidade é calculada convertendo a distância de *Mahalanobis* numa distribuição de Chi-quadrado.

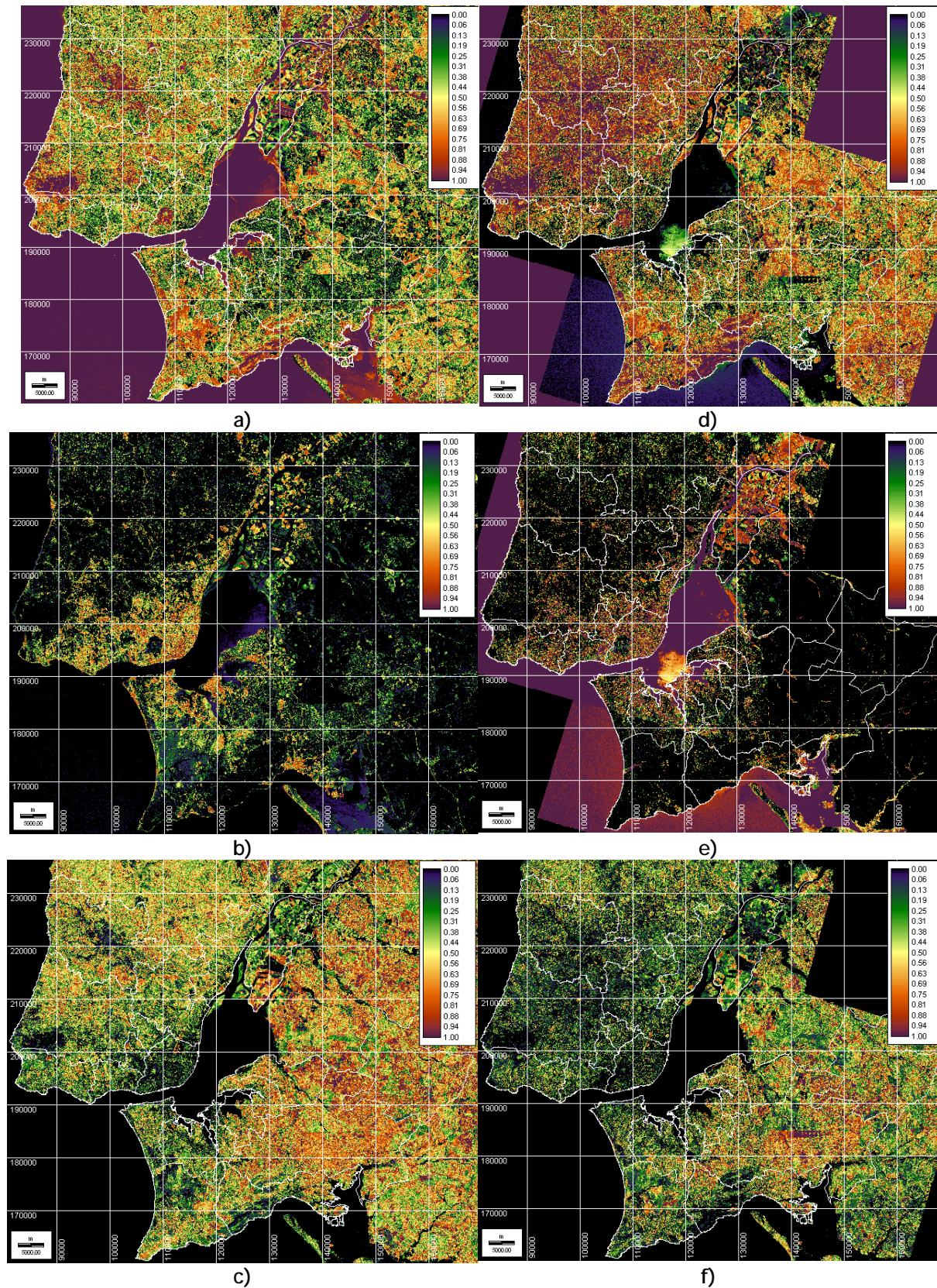


Figura 11 - Componentes VIS das imagens Landsat (a, b e c) e SPOT (d, e, e f)

No processo não paramétrico é efectuada uma análise de clusters em toda a imagem, sendo retidas todas as opções de clusters. A partir dos resultados dos clusters as áreas de teste são utilizadas para

isolar apenas essas áreas na imagem final dos clusters. Para garantir que existem pixels de amostra suficientes no fim do processo de purificação é utilizado um constrangimento - depois de remover uma categoria de clusters da área de treino, o número de pixels remanescentes tem de ser igual ou superior ao número de bandas multiplicado por dez. Focando apenas cada classe de treino, a imagem dos clusters é usada para verificar quantas categorias de clusters existem dentro de cada classe de treino e quantos pixels estão em cada categoria. Deste modo é obtida a proporção de área de cada categoria, relativamente à área de treino. Então é tomada a decisão de manter (ou não) cada pixel numa determinada categoria com base num limiar de área e no constrangimento da amostra. Se uma categoria tem uma proporção inferior ou igual ao limiar de área, os pixels são retirados da imagem final (purificada) de treino.

Ambos os métodos de purificação (paramétrico e não paramétrico) obtiveram resultados iguais, não melhorando o resultado do RMS, facto que demonstra a boa qualidade das áreas treino iniciais. A figura 12 representa uma composição colorida em falsa cor (Landsat - R: ETM4, G: ETM3, B: ETM2 e SPOT - R: HRVIR3, G: HRVIR2, B: HRVIR1 ), as percentagens de VIS em falsa cor (R: solo, G: vegetação, B: superfície impermeável). e as imagens de RMS para as bandas Landsat (a, b, c) e SPOT (d, e, f), com melhores resultados para a segunda (356 para 421).

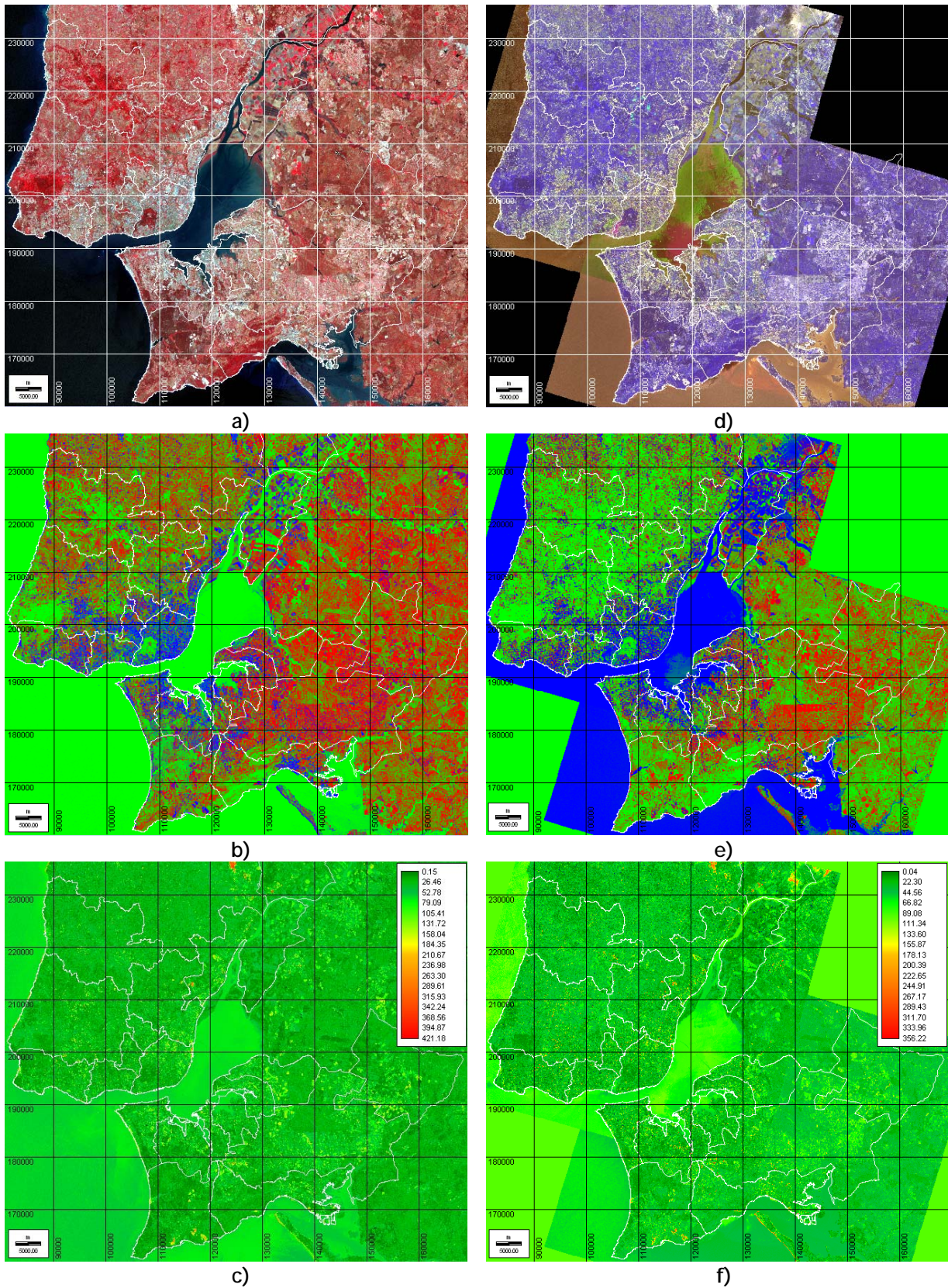


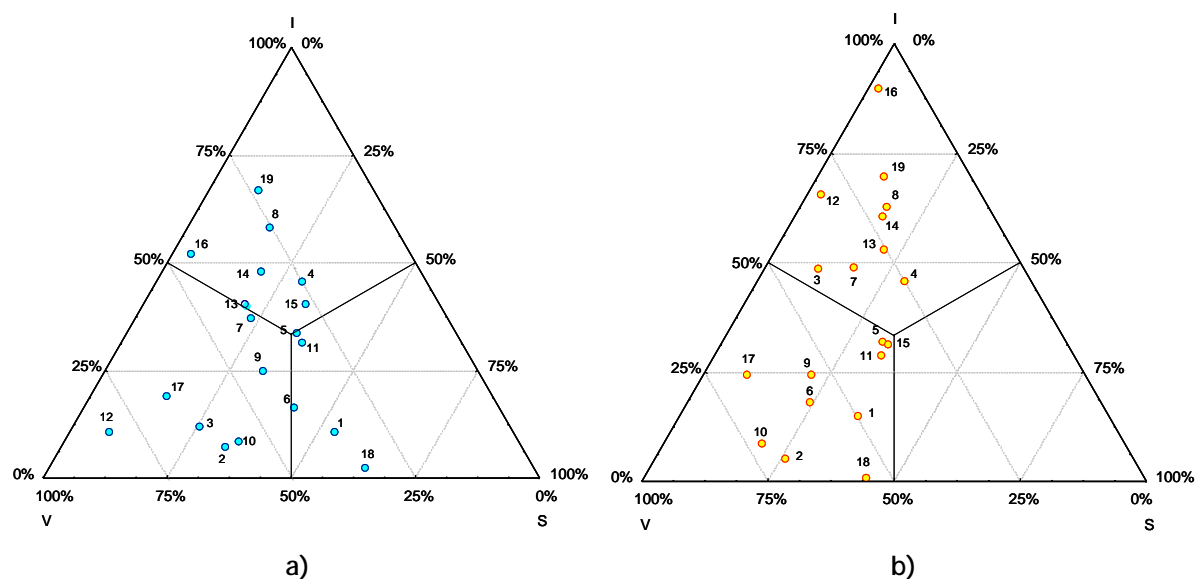
Figura 12 - Composição colorida falsa-cor, composição colorida VIS e RMS para as bandas Landsat e SPOT

### 3.2 - Análise de Uso e Ocupação do Solo

Para demonstrar as potencialidades da utilização dos componentes VIS na análise do uso e ocupação do solo urbano, foram seleccionadas diversas classes de uso e ocupação do solo sobre a imagem. Estas classes correspondem às utilizadas no projecto CartusAML (Tenedório *et al*, 1999), cujo resultado final se traduziu numa carta de uso e ocupação do solo para a Área Metropolitana de Lisboa (igual à GAML mais o concelho da Azambuja), obtida através da foto-intrepretação de fotografia aérea à escala 1:30000 e correspondente ao ano de 1991. Depois de identificadas as classes extraíram-se os seus componentes e explanaram-se os resultados num diagrama triangular. A figura 13 mostra a composição VIS das classe urbanas num gráfico triangular, quer para uma resolução espacial de 30 m (Landsat), quer de 10 m (SPOT). Muito embora estas classes urbanas não sejam fáceis de distinguir visualmente sobre uma imagem, sem anterior informação sobre a área de estudo, a tabela associada à figura 13 prova que cada elemento urbano possui uma assinatura VIS única. Esta assinatura é tão característica que é possível delinear territórios com base nessa composição de VIS e atribuir esses territórios a classes de usos urbanos. No entanto, todos os estudos anteriores levados a efeito neste âmbito têm-se cingido a classes muito gerais, para obviar o problema das excepções (valores extremos), nunca nenhum se aproximando do valor de dezanove classes aqui apresentado.

Observando o gráfico triangular (figura 13 a) referente à imagem Landsat verifica-se que existem 7 classes com maior percentagem de solo impermeável (4 - Núcleo Urbano Consolidado; 8 - Área de Habitação Plurifamiliar; 13 - Praia, Arribas e Formações Vegetais Costeiras; 14 - Área Portuária, Industrial e de Armazenagem; 15 - Areeiro/Pedreira; 16 - Grandes Superfícies Comerciais; 19 - Área Multifuncional Metropolitana), 7 com vegetação (2 - Área Florestal e Matas; 3 - Planos de Água, Marinhas e Salinas; 7 - Área de Grandes Equipamentos; 9 - Área de Instalações Militares e Fortificações; 10 - Mato; 12 - Sapal e Outras Áreas Alagadas; 17 - Área Verde Urbana) e 5 com solo (1 - Área Agrícola; 5 - Área de Habitação Unifamiliar; 6 - Terrenos Incultos e Vazios; 11 - Loteamento; 18 - Área Agro-Florestal). No primeiro caso, o resultado corresponde quase exclusivamente às classes urbanas, industriais e comerciais, aparecendo como excepção as praias e os areeiros, cujas reflectâncias espectrais são muito semelhantes à do betão, gerando normalmente erros de classificação. Nas áreas verdes os elementos anómalos são as áreas de água, ou alagadas, o que está directamente relacionado com o facto de não se ter utilizado uma máscara para a água e como a grande maioria destas áreas são sapais ou lagoas (águas paradas com muita vegetação) a sua resposta espectral aproxima-se da vegetação. Quanto aos grandes equipamentos e áreas militares, o seu aparecimento nesta classe mostra que os grandes equipamentos são basicamente parques naturais e campos de golfe e que os edifícios militares

Se encontram disseminados por entre a vegetação (camuflagem). Por fim, no terceiro caso temos todas as classes onde existe muito solo a descoberto, incluindo a habitação unifamiliar onde cada habitação é normalmente acompanhada de uma pequena parcela de terreno.



ID#	ID	Designação	Landsat (30 m)			SPOT (10 m)		
			V	I	S	V	I	S
1	A	Área Agrícola	0,36	0,11	0,52	0,50	0,15	0,35
2	Fm	Área Florestal e Matas	0,60	0,08	0,32	0,69	0,05	0,26
3	Am	Planos de Água, Marinhas e Salinas	0,63	0,12	0,25	0,41	0,48	0,11
4	Ca	Núcleo Urbano Consolidado	0,25	0,46	0,29	0,25	0,46	0,29
5	Hu	Área de Habitação Unifamiliar	0,33	0,34	0,34	0,37	0,32	0,32
6	Iv	Terrenos Incultos e Vazios	0,42	0,17	0,42	0,58	0,18	0,24
7	Ge	Área de Grandes Equipamentos	0,40	0,38	0,22	0,34	0,49	0,17
8	Hp	Área de Habitação Plurifamiliar	0,26	0,58	0,16	0,20	0,63	0,17
9	Im	Área de Instalações Militares e Fortificações	0,44	0,25	0,31	0,54	0,24	0,21
10	M	Mato	0,57	0,09	0,34	0,72	0,08	0,19
11	L	Loteamento	0,32	0,32	0,36	0,39	0,29	0,33
12	Sa	Sapal e Outras Áreas Alagadas	0,82	0,11	0,07	0,32	0,65	0,03
13	Pc	Praia, Arribas e Formações Vegetais Costeiras	0,40	0,40	0,20	0,26	0,53	0,21
14	Pi	Área Portuária, Industrial e de Armazenagem	0,32	0,48	0,20	0,22	0,60	0,17
15	Ap	Areeiro/Pedreira	0,27	0,40	0,33	0,36	0,31	0,33
16	Gc	Grandes Superfícies Comerciais	0,44	0,52	0,04	0,09	0,90	0,02
17	Av	Área Verde Urbana	0,66	0,19	0,15	0,67	0,24	0,09
18	AA	Área Agro-Florestal	0,34	0,02	0,64	0,55	0,01	0,44
19	Mu	Área Multifuncional Metropolitana	0,24	0,67	0,10	0,18	0,69	0,13

Figura 13 - Componentes VIS das classes de uso do solo (Landsat e SPOT)

Quanto aos resultados observados para as mesmas classes (figura 13 b), mas com uma resolução espacial de 10 m (SPOT), verificou-se que existiam 9 classes com maior percentagem de solo impermeável (3 - Planos de Água, Marinhas e Salinas; 4 - Núcleo Urbano Consolidado; 7 - Área de Grandes Equipamentos; 8 - Área de Habitação Plurifamiliar; 12 - Sapal e Outras Áreas Alagadas; 13 - Praia, Arribas e Formações Vegetais Costeiras; 14 - Área Portuária, Industrial e de Armazenagem; 16

- Grandes Superfícies Comerciais; 19 - Área Multifuncional Metropolitana), 10 com maior percentagem de vegetação (1 - Área Agrícola; 2 - Área Florestal e Matas; 5 - Área de Habitação Unifamiliar; 6 - Terrenos Incultos e Vazios; 9 - Área de Instalações Militares e Fortificações; 10 - Mato; 11 - Loteamento; 15 - Areeiro/Pedreira; 17 - Área Verde Urbana; 18 - Área Agro-Florestal) e nenhuma com maior percentagem de solo.

Numa tentativa de caracterizar as 19 classes de uso do solo relativamente às percentagens de VIS que as compõem, procedeu-se a uma análise de componentes principais. Nesta análise chegou-se à conclusão que apenas dois factores são suficientes para explicar quase toda a variabilidade inter-classe (figura 14). Deste modo, temos um factor 1 que corresponde à dicotomia impermeável - vegetação e um factor 2 que corresponde à percentagem de solo. Tendo em conta uma resolução espacial de 30 e 10 m, o primeiro factor explica 58,7% e 76,52% da variância e o segundo 41,3% e 23,48%, respectivamente. Assim, como primeira ilação pode-se retirar que a percentagem de solo varia de forma proporcionalmente inversa ao aumento da resolução espacial.

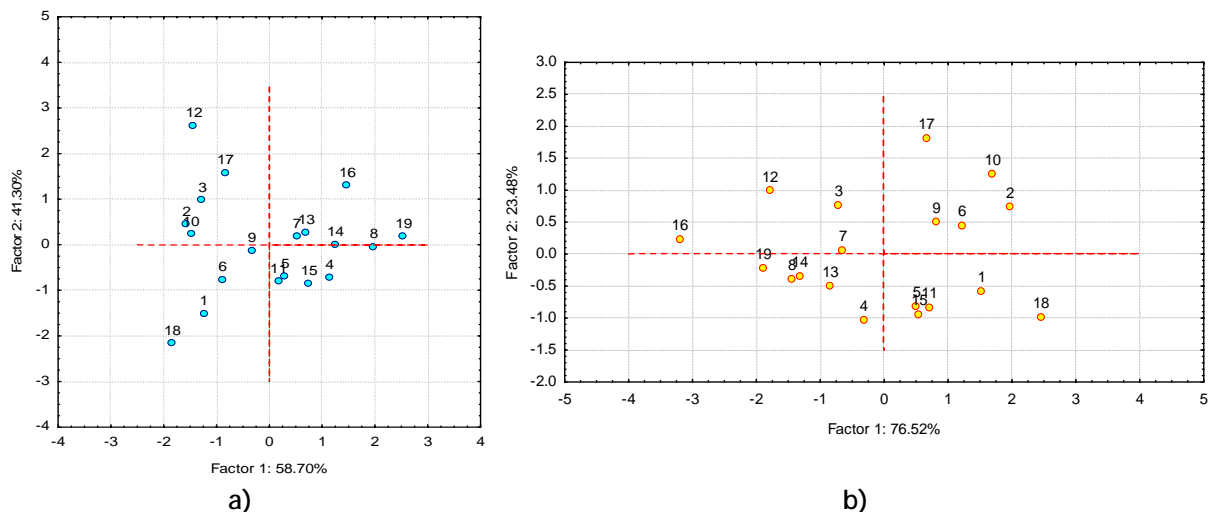


Figura 14 - Classificação em componentes principais das classes de uso do solo

Em termos de classes e para uma resolução de 30 m (figura 14 a) tem-se da observação da estandardização das classes de uso face aos factores que no primeiro quadrante (factor 1 reduzido e factor 2 elevado) temos as classes 4 - Núcleo Urbano Consolidado, 5 - Área de Habitação Unifamiliar, 11 - Loteamento e 15 - Areeiro/Pedreira, no segundo quadrante (factores 1 e 2 elevados) encontram-se as classes 1 - Área Agrícola, 2 - Área Florestal e Matas, 6 - Terrenos Incultos e Vazios, 9 - Área de Instalações Militares e Fortificações, 10 - Mato e 18 - Área Agro-Florestal, no terceiro quadrante (factor 1 reduzido e factor 2 reduzido) pontificam as classes 7 - Área de Grandes Equipamentos, 8 - Área de Habitação Plurifamiliar, 13 - Praia, Arribas e Formações Vegetais Costeiras, 14 - Área Portuária, Industrial e de Armazenagem e 16 - Grandes Superfícies Comerciais e 19 - Área Multifuncional Metropolitana e, por fim, o quarto quadrante (factor 1 elevado e factor 2

reduzido) representa as classes 3 - Planos de Água, Marinhas e Salinas, 12 - Sapal e Outras Áreas Alagadas e 17 - Área Verde Urbana. Com a redução da resolução espacial (figura 14 b), registam-se algumas alterações passando a existir no primeiro quadrante as classes 3 - Planos de Água, Marinhas e Salinas, 7 - Área de Grandes Equipamentos, 12 - Sapal e Outras Áreas Alagadas e 16 - Grandes Superfícies Comerciais, no segundo as classes 2 - Área Florestal e Matas, 6 - Terrenos Incultos e Vazios, 9 - Área de Instalações Militares e Fortificações, 10 - Mato e 17 - Área Verde Urbana, no terceiro as classes 4 - Núcleo Urbano Consolidado, 8 - Área de Habitação Plurifamiliar, 13 - Praia, Arribas e Formações Vegetais Costeiras, 14 - Área Portuária, Industrial e de Armazenagem e 19 - Área Multifuncional Metropolitana e no quarto e último, as classes 1 - Área Agrícola, 5 - Área de Habitação Unifamiliar, 11 - Loteamento, 15 - Areeiro/Pedreira e 18 - Área Agro-Florestal.

Fazendo uma análise às diferenças entre os resultados obtidos para as imagens Landsat e SPOT (figura 15) verifica-se que as classes que na análise com a resolução de 30 m foram classificadas como tendo uma maior percentagem de impermeabilidade permaneceram no respectivo grupo. As classes que pertenciam ao grupo onde existia uma maior percentagem de solos migraram para os da vegetação (1 - Área Agrícola; 5 - Área de Habitação Unifamiliar; 6 - Terrenos Incultos e Vazios; 11 - Loteamento; 18 - Área Agro-Florestal) e as duas classes ligadas à água (3 - Planos de Água, Marinhas e Salinas; 12 - Sapal e Outras Áreas Alagadas) estavam no grupo da vegetação transferiram-se para o da impermeabilização. Se no primeiro caso, a alteração não parece absurda, podendo apenas indicar que o aumento da resolução espacial faz com que a importância relativa dos solos relativamente à vegetação diminua, no segundo caso a variação é um pouco estranha, apenas podendo encontrar justificação no facto de existir um desfazamento temporal entre os dados: foto-interpretação de 1991, Landsat de 2000 e SPOT de 2004, podendo algumas das referidas áreas ter visto a sua ocupação transformada com o passar dos anos.

Em termos gerais pode-se dizer que a passagem de uma resolução espacial de 30 m para uma de 10 m, provoca a uma rotação, no sentido horário, de alguns usos dentro do gráfico triangular. Numa observação mais cuidada, classe a classe, verifica-se um aumento da percentagem de impermeabilização nas classes 7 - Área de Grandes Equipamentos, 8 - Área de Habitação Plurifamiliar, 13 - Praia, Arribas e Formações Vegetais Costeiras, 14 - Área Portuária, Industrial e de Armazenagem e 19 - Área Multifuncional Metropolitana, e principalmente 3 - Planos de Água, Marinhas e Salinas, 12 - Sapal e Outras Áreas Alagadas e 16 - Grandes Superfícies Comerciais, antagónicamente nas classes 5 - Área de Habitação Unifamiliar, 11 - Loteamento e 15 - Areeiro/Pedreira, observa-se uma diminuição da percentagem de impermeabilização. As restantes classes, nomeadamente a 1 - Área Agrícola, 2 - Área Florestal e Matas, 6 - Terrenos Incultos e Vazios, 9 - Área de Instalações Militares e Fortificações, 10 - Mato e 18 - Área Agro-Florestal, são caracterizadas pelo aumento percentual da vegetação, com excepção da classe 4 - Núcleo Urbano Consolidado, que é a única que se mantém estável.

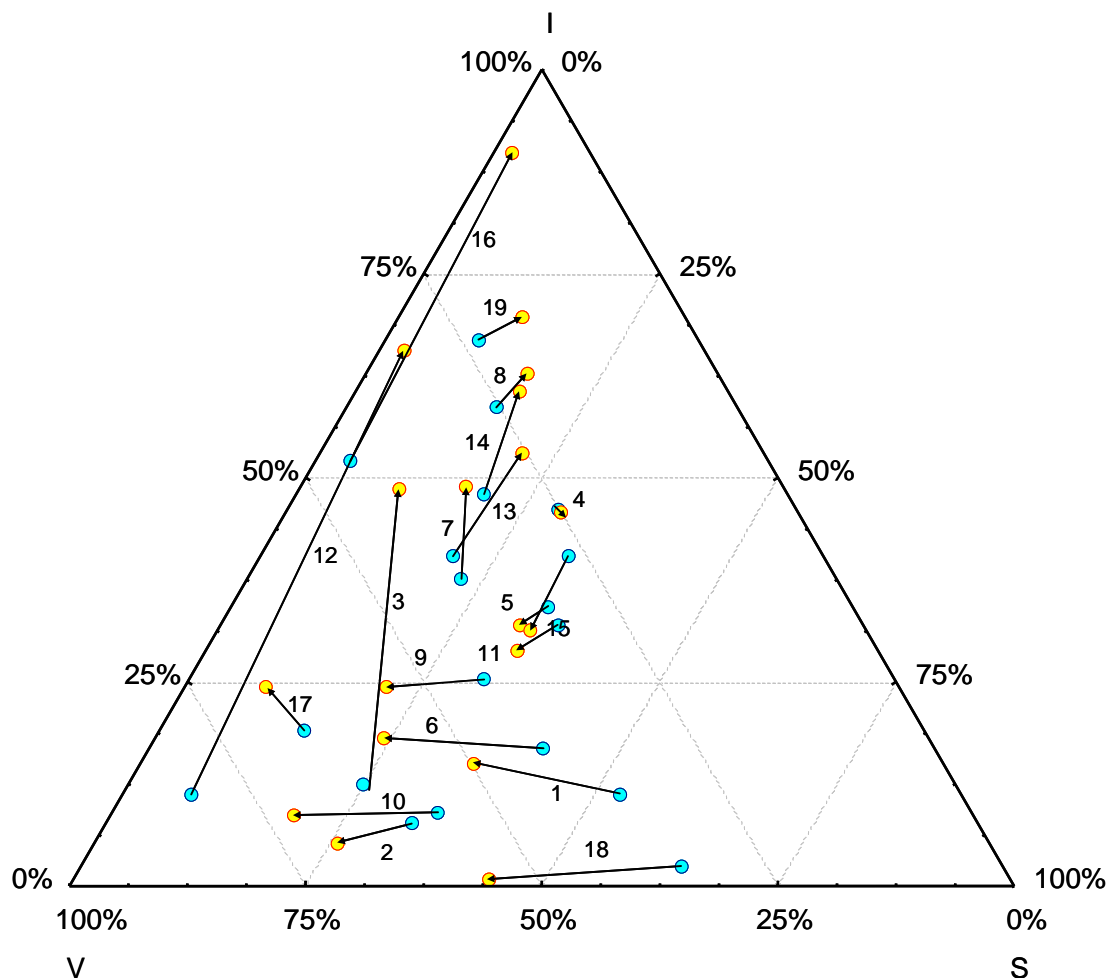


Figura 15 - Variação da composição de VIS em cada classe uso devido à variação da resolução espacial

Estes resultados indicam que a questão da dimensão do pixel ainda é bastante pertinente na classificação de imagens de satélite em geral e na análise dos componentes VIS em particular. Efectivamente, as bandas ETM+, com os seus 30 m de resolução tornam possível identificar vários materiais de cobertura do solo com assinaturas espectrais características (Quattrochi, 1983; Wang, 1984; Wheeler, 1985). Num estudo de uso e ocupação do solo na área de Toronto, com utilização de imagens TM, Gong e Howarth (1990) conseguiram distinguir 12 tipos de cobertura (6 de vegetação, 3 de impermeável, 2 de solos e a água). Uma abordagem similar, levada a efeito na cidade de *Salt Lake* (Wheeler, 1985), concluiu que um quinto dos pixéis era claramente classificado dentro de um dos componentes VIS, sendo os restantes mixels representando diferentes proporções dos três componentes. Chung (1989) estudou a mesma área, mas recorreu a imagens SPOT XS (20 m), tendo concluído que 38% dos 776 pixéis de amostra eram puros, isto para uma classificação em sete classes (árvores/arbustos, relva, alcatrão, betão, telhados, solo e água). Combinando estas sete classe em apenas quatro (VIS mais água) a percentagem de pixéis puros subia para 67%. No entanto,

os restantes 33%, condicionados pela disponibilidade de apenas três bandas espectrais, continuavam a apresentar uma considerável confusão entre impermeável e solo. Mais recentemente, num estudo que recorreu a imagens IKONOS (Small, 2003) para quantificar as combinações de características espaciais e espectrais das reflectâncias urbanas de 14 áreas urbanas distribuídas por todo o mundo, demonstrou-se que a dimensão dos elementos urbanos variava normalmente entre os 10 e os 20 m. Isto explica o porquê das áreas urbanas serem caracterizadas pela heterogeneidade quando são observadas por sensores de média resolução (20 - 30 m), sugerindo ao mesmo tempo que uma significativa fracção dos pixéis das bandas multiespectrais IKONOS (4 m) sejam heterogéneos. Assim, só uma conclusão se pode tirar e é que ainda vão ser precisos mais estudos para determinar a combinação óptima de resolução espacial e resolução espectral para estudos urbanos. Uma certeza existe, há-de haver um limite para a diminuição da dimensão do pixel e o problemas dos mixels (embora em menor intensidade) continuará presente.

### 3.3 - Estrutura do Uso e Ocupação do Solo na GAML

A estrutura do uso e ocupação do solo na área metropolitana de Lisboa revela uma repartição muito desigual considerando as grandes classes de uso do solo (figura 16): Áreas Edificadas, Áreas Agrícolas e Áreas Florestais (incluindo os meios “naturais e semi-naturais”) e uma distribuição assimétrica entre a margem Norte e a margem Sul (figura 17).

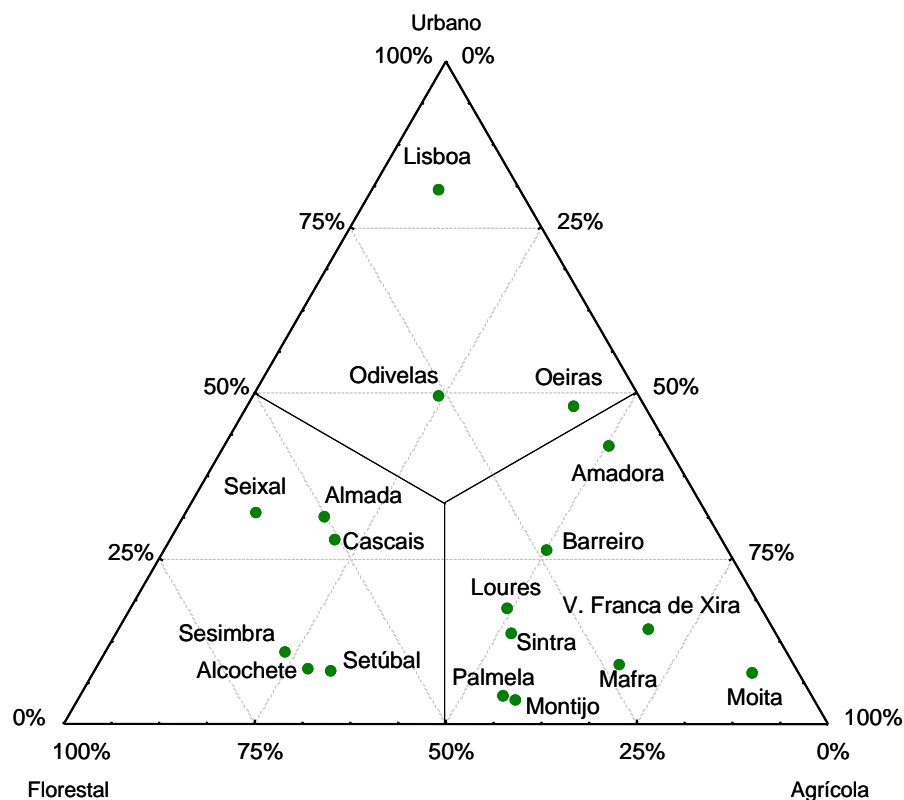


Figura 16 - Diagrama triangular dos concelhos da GAML segundo três classes de uso do solo (obtidos por aglomeração das classes obtidas por foto-intrepretação)

As três classes de uso do solo supracitadas foram obtidas por agrupamento de um conjunto de dezanove subclasses. As Áreas Edificadas resultam da agregação de onze classes de uso: Área edificada consolidada antiga, Área multifuncional metropolitana, Área residencial de edifícios plurifamiliares, Área residencial de edifícios unifamiliares, Área de grandes equipamentos e infra-estruturas, Área portuária, industrial ou de armazenagem, Grandes superfícies comerciais, Área de extracção de inertes, Área militar, Loteamentos, e Área verde urbana. A classe de Áreas Agrícolas é composta por Área agrícola e Área de actividade agrícola abandonada, incultos e vazios urbanos. Finalmente, a classe de Áreas Florestais reúne Área de montado, Área de mato, Área florestal e matas, e ainda os meios “naturais” ou “semi-naturais” Praias, arribas e formações vegetais costeiras, Sapal e outras áreas alagadas e Planos de água, marinhas e salinas.

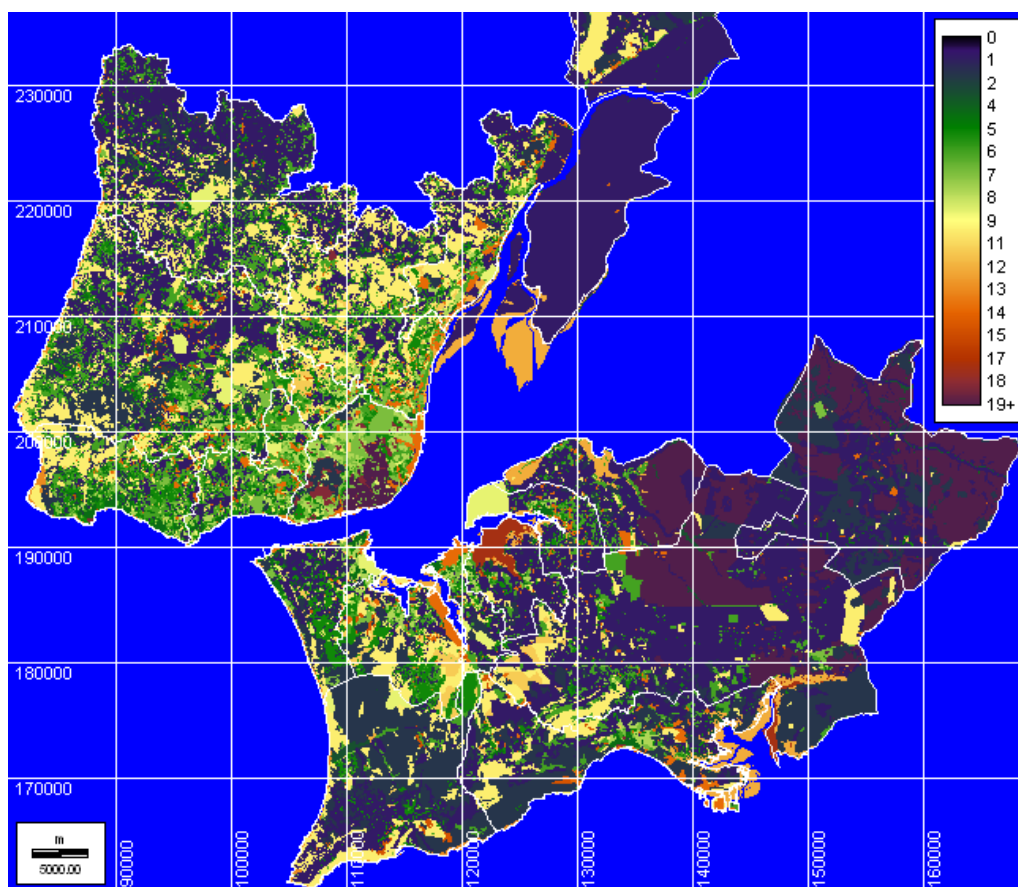


Figura 17 - Uso do solo na GAML obtido por foto-interpretação, 1991.

Atendendo ao peso percentual que cada classe de uso ocupa no total da área de cada concelho, poder-se-á criar agrupamentos de concelhos com uma distribuição semelhante de repartição percentual de usos do solo. Face ao exposto é possível estabelecer três conjuntos de concelhos com comportamentos distintos: um constituído por Amadora, Cascais, Odivelas, Oeiras, Almada e Seixal no qual predomina as classes de uso relativas a áreas edificadas (com valores entre 30% e 50%, aproximadamente) e áreas florestais com valores entre 37% e 65% relativamente ao total de área de cada concelho. Outro conjunto em que a tendência é para o predomínio de áreas florestais (com

valores oscilando entre os 31% e os 68%) seguido do peso percentual de áreas agrícolas (entre 20% e 42%), no qual se incluem os concelhos de Sesimbra, Setúbal, Sintra, Loures e Barreiro; e ainda, o conjunto de concelhos onde prevalecem as áreas agrícolas (entre 59% e 82%, aproximadamente), constituído por Mafra, Vila Franca de Xira, Palmela, Montijo e Moita. Acrescente-se ainda o concelho de Lisboa, só por si representativo de uma estrutura singular já que é representado por cerca de 80% de áreas edificadas face ao total da sua área, contando apenas com aproximadamente 11% de áreas florestais e 8% de áreas agrícolas.

Considerando a estrutura de uso e ocupação do solo representado nas figuras 15 e 16, podem-se formar, ainda que a título exploratório, os seguintes grupos:

- o “centro da metrópole” ancorado em Lisboa por assumir, de forma singular, valores de área edificada substancialmente superiores aos restantes concelhos;
- a “periferia de franja urbana fragmentada” na qual se pode estabelecer três subgrupos: i) Sintra, Loures e Barreiro com uma estrutura de uso preponderantemente agrícola (aproximadamente 50%) mas com peso significativo de áreas edificadas; ii) Odivelas, Oeiras e Amadora com dominância de áreas edificadas (cerca de 50%) mas este último já de transição para a dominância de territórios agrícolas abandonados e vazios urbanos; iii) Seixal, Almada e Cascais preponderantemente florestal (entre 50 a 60%) mas com área edificada assinalável (aproximadamente 30%).
- a “periferia florestal”, integrando meios “naturais” e “semi-naturais”, constituída por Alcochete com predomínio de Área de montado, Sesimbra e Setúbal integrando a área pertencente ao Parque Natural da Serra de Arrábida com valores compreendidos entre 60 e 70%;
- a “periferia agrícola” composta por Mafra, Moita, Vila Franca de Xira (integrando a lezíria do Tejo), Palmela e Montijo (estes dois últimos numa posição de transição para o Alentejo assumindo valores significativos de Área florestal).

Adaptando os componentes VIS ao nível do concelho (valor médio por unidade territorial) também se obtêm resultados bastante interessantes. A observação com base nas imagens Landsat conduz (figura 17 a) a uma discriminação de quatro grandes grupos de concelhos. O primeiro, correspondente a áreas fortemente impermeabilizadas corresponde aos concelhos de Lisboa e Amadora, o segundo, onde predomina o solo, é constituído pelos concelhos agrícolas da GAML: Moita, Palmela, Montijo e Alcochete. Por fim, o grupo onde prevalece a vegetação pode ser subdividido em dois subgrupos; um que já apresenta uma forte componente de impermeabilização e que é constituído pelos concelhos de Oeiras, Odivelas, Barreiro, Seixal, Almada e Cascais e outro, onde a impermeabilização ainda não se faz sentir tão fortemente e que agrupa os concelhos de Loures, Sintra, Sesimbra, Setúbal, Mafra e Vila Franca de Xira. Ao passar para as imagens SPOT (figura 17 b) verifica-se que Oeiras passa a incorporar o grupo dos mais impermeabilizados, que a

separação entre os dois subgrupos dos mais vegetalizados torna-se mais ténue (não esquecer que para além de uma diferença de resolução, há uma diferença de datas entre as duas imagens) e que o fenómeno verificado aquando da análise das classes de uso - perda de importância relativa por parte dos solos - também aqui se faça sentir com bastante incidência, implicando que, à excepção de Palmela, todos os concelhos que se encontravam no grupo de predominância dos solos, passem a estar incluídos no de predominância da vegetação.

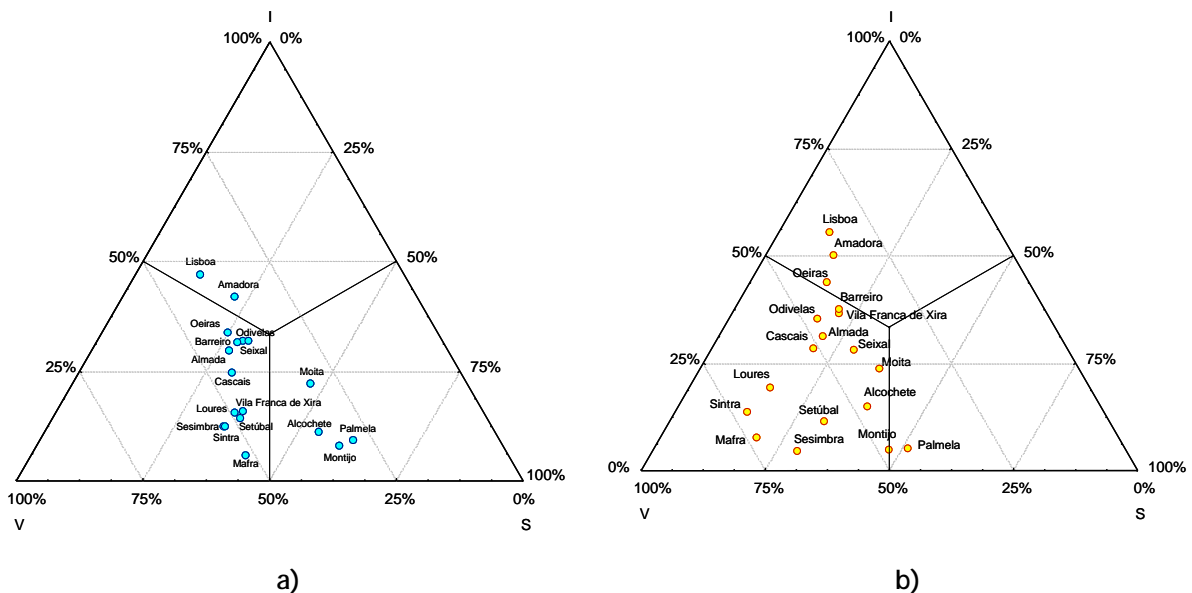


Figura 17 - Composição VIS dos concelhos da GAML

#### 4 - Conclusão

As paisagens urbanas são complexas e muitas vezes difíceis de classificar. Este estudo demonstra que a AME é uma abordagem válida para caracterizar os padrões de uso e ocupação do solo em áreas urbanas. Uma vez que estes usos tendem a ser compostos por misturas espectrais heterogéneas, mesmo quando observados a grandes resoluções espaciais, a utilização da AME para melhorar as classificações de uso e ocupação do solo é especialmente válida. Isto é particularmente verdadeiro se considerarmos que o aumento da resolução espacial produz um aumento do custo (de aquisição e de processamento) e da variação espectral dos tipos de uso e ocupação do solo, conduzindo, paradoxalmente, a um decréscimo da separabilidade espectral das classes e consequentemente, a uma redução na exactidão das classificações. Neste estudo verificou-se que através da AME é possível identificar de forma unívoca as classes de uso e ocupação do solo e que esta abordagem também é válida para caracterizar a estrutura de uso e ocupação do solo ao nível concelhio. Ficou também provado que a resolução espacial é importante, mas não fundamental, na medida em que os resultados obtidos pelas imagens Landsat (30 m) pareceram, face ao conhecimento cognitivo da área de estudo, bastante mais fáceis de interpretar e/ou justificar, que os obtidos através da análise das imagens SPOT (10 m).

O modelo VIS provou ser um suporte válido para a AME. As imagens resultantes fornecem informação ao nível do sub-pixel sobre os componentes VIS das áreas urbanas, permitindo a representação simplificada de áreas heterogéneas como combinações de componentes básicos do solo. Deste modo, os estudos urbanos podem ser conduzidos não só numa perspectiva qualitativa, mas também quantitativa. A imagem resultante contém uma quantidade considerável de informação que normalmente não é extraível das imagens de satélite através dos classificadores pixel-por-pixel. Esta abordagem pode ser bastante útil em diversos estudos urbanos relacionados com a população, crescimento urbano e alterações de uso.

Apesar de ter demonstrado a sua utilidade na identificação dos padrões de uso do solo, o modelo VIS apresenta alguns constrangimentos práticos relacionados com alguns factores. Em primeiro lugar, este modelo não consegue interpretar usos como água ou zonas húmidas. Em resoluções espaciais médias o núcleo antigo, a indústria, o solo a descoberto e as áreas residenciais são difíceis de diferenciar. Em segundo lugar, a superfície impermeável do modelo VIS não é fácil de ser identificada como um membro final, através da análise de imagens de satélite, porque corresponde a uma complexa mistura de diferentes materiais como asfalto, betão, metal, plástico e argila (telha). Finalmente, o modelo VIS exclui um importante componente dos *mixels*, que é a sombra. A sombra causada pelos grandes edifícios ou árvores é um factor de grande importância, com influência directa na resposta espectral dos tipos de uso e ocupação do solo.

## 5 - Referências

- Adams, J. B. (1986). Spectral mixture modeling: A new analysis of rock and soil types at the Viking Lander 1 site. *Journal of Geophysical Research*, 91, 8089-8122.
- Adams, J. B., Smith, M. O., & Gillespie, A. R. (1993). Imaging spectroscopy: Interpretation based on spectral mixture analysis. In C. M. Englert, & P. A. J. Englert (Eds.), *Remote geochemical analysis. Topics in Remote Sensing*, vol. 4 ( pp. 145-166). Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Adams, J.B., D.E. Sabol, V. Kapos, R.A. Filho, D.A. Roberts, M.O. Smith, e A.R. Gillespie, (1995). Classification of multispectral images based on fractions of endmembers: application to land cover change in the Brazilian Amazon, *Remote Sensing of Environment*, 52:137-154.
- Angel, S., (1987)- "Bangkok Land Management Study", The Land and Housing Markets of Bangkok-strategies for Public Sector Participation, National Housing Authority, Bangkok.
- Barnsley, M. J. e Barr, S. L., (1996) - "Inferring Urban Land Use From Satellite Sensor Images Using Kernel-Based Spatial Reclassification", *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 62, nº 8, pp. 949-958.
- Bateson, A., e B. Curtiss, (1996). A method for manual endmember selection and spectral unmixing, *Remote Sensing of Environment*, 55:229-243. Boardman et al., 1995

- Bishop, C.M (1995) *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford University Press Inc., Oxford.
- Boardman, J.W., (1993). Automated spectral unmixing of AVIRIS data using convex geometry concepts, Summaries of the Fourth JPL Airborne Geoscience Workshop, JPL Publication 93-26, NASA Jet Propulsion Laboratory, Pasadena, Calif., pp. 11-14.
- C.E. Woodcock e A.H. Strahler (1990) The factor of scale in remote sensing. *Remote Sensing of Environment*.
- Campbell, J.B.(1996) *Introduction to remote sensing*. Taylor & Francis Ltd, London, 2<sup>nd</sup> edition.
- Campbell, J.B., (2002). Introduction to Remote Sensing (3<sup>rd</sup> Edn.), The Guilford Press, New York, N.Y., 621 p.
- Card, D.H. (1993). Examination of a simple surface composition model of the urban environment using remote sensing. Doctoral dissertation, The Department of Geography, The University of Utah.
- Champion, Anthony G. (1989). "Counterurbanization: The Conceptual and Methodological Challenge." in *Counterurbanization: The Changing Pace and Nature of Population Deconcentration*, edited by A. G. Champion. London: Edward Arnold.
- Chen, C.-M., G.F. Hepner, e R.R. Forster, (2003). Fusion of hyperspectral and radar data using the IHS transformation to enhance urban surface features, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58:19-30.
- Chung (1989)
- Chen, S., S., Zheng, e C. Xie, (2000). Remote sensing and GIS for urban growth in China, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66:593-598.
- Cracknell, A.P., (1998). Synergy in remote sensing - what's in a pixel? *International Journal of Remote Sensing*, 19:2025-2047.
- Elmore, A. J., Mustard, J. F., Manning, S. J., & Lobell, D. B. (2000). Quantifying vegetation change in semiarid environments: Precision and accuracy of spectral mixture analysis and the normalized difference vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, 73, 87- 102.
- Epstein, J., K. Payne, e E. Kramer, (2002). Techniques for mapping suburban sprawl, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 63:913-918.
- Fisher, P., 1997. The pixel: a snare and a delusion, *International Journal of Remote Sensing*, 8:679-685.
- Forster, B.C. (1985). An examination of some problems and solutions in monitoring urban areas from satellite platforms. *International Journal of Remote Sensing*, 6(1):139-151.
- Gilabert, M. A., Garcia-Haro, F. J., & Melia, J. (2000). A mixture modeling approach to estimate vegetation parameters for heterogeneous canopies in remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 72, 328- 345.
- Gluch, R., (2002). Urban growth detection using texture analysis on merged Landsat TM and SPOT-P data, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 68:1283-1288

- Gong, P. e P.J. Howarth, (1990). The use of structure information for improving land-cover classification accuracies at the rural-urban fringe, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 56:67-73.
- Haack, B.; Bryant, N. e Adams, S.(1987) - "An Assessment of Landsat MSS and Tm Data for Urban and Near-Urban Land-Cover Digital Classification", *Remote Sensing of Environment*, 21, pp, 201-213.
- Haack, B.N., E.K. Solomon, M.A. Bechdol, e N.D. Herold, (2002). Radar and optical data comparison/integration for urban delineation: a case study, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 68:1289-1296.
- Harris, P.M., e S.J. Ventura, (1995). The integration of geographic data with remotely sensed imagery to improve classification in an urban area, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 61:993-998.
- Hoffer, R.M. (1978). Biological and physical considerations in applying computer-aided analysis techniques to remote sensor data. *Remote sensing: The quantitative approach*, (P.H. Swain, and S.M. Davis, editors). McGraw-Hill, Inc. New York, pp. 227-289.
- Hugo, Graeme, Anthony G. Champion, e Alfredo Lattes. (2003). "Towards a New Conceptualization of Settlement for Demography: Beyond the Urban/Rural Dichotomy." *Population and Development Review*.
- Hung, M, e M. K. Ridd, (2002). A subpixel classifier for urban land-cover mapping based on a maximum-likelihood approach and expert system rules, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 68:1173-1180.
- J.R. Irons, B.L. Markham, R.F. Nelson, D.L. Toll, D.L. Williams, R.S. Latty, e M.L. Stauer. (1985) The effects of spatial resolution on the classification of Thematic Mapper data. *International Journal of Remote Sensing*, 6(8):1385-1403, 1985.
- Jensen, J.R., (2000). *Remote Sensing of the Environment: An Earth Resource Perspective*, Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 544 p.
- Kauth, R. J., & Thomas, G. S. (1976). The tasseled cap—a graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen by Landsat. *Proceedings of the Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data* ( pp. 4041- 4051).
- Lo, C.P., (1995). Automated population and dwelling unit estimation from high-resolution satellite images: a GIS approach, *International Journal of Remote Sensing*, 16:17-34.
- Lo, C.P., D. Quattrochi, e J. Luvall, (1997). Application of high-resolution thermal infrared remote sensing and GIS to assess the urban heat island effect, *International Journal of Remote Sensing*, 18:287-304.
- Lu e Weng (2004) - Spectral Mixture Analysis of the Urban Landscape in Indianapolis City with Landsat ETM+ Imagery, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*.

- Madhavan, B.B., S. Kubo, N. Kurisaki, e T.V.L.N. Sivakumar, (2001). Appraising the anatomy and spatial growth of the Bangkok Metropolitan area using a vegetation-impervious-soil model through remote sensing, *International Journal of Remote Sensing*, 22:789-806.
- Markham B.L. e J.R.G. Townshend.(1991) Land cover classification accuracy as a function of sensor spatial resolution. In *Proceedings of the 15th International Symposium on Remote Sensing of Environment*, pages 1075-1085, 1981. Ann Arbor, Michigan.
- Markham, B.L., e J.L. Barker, (1987). Thematic Mapper bandpass solar exoatmospheric irradiances, *International Journal of Remote Sensing*, 8:517-523.
- McKay, R.J. e Campbell, N.A., (1982), Variable selection techniques in discriminant analysis II: Allocation, *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 35, 30-41.
- Mesev, V., (1998). The use of census data in urban image classification, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 64:431-438.
- Moller-Jensen, (1990) "Knowledge-Based Classification of an Urban Area Using Texture and Context Information in Landsat-TM Imagery", *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 56, nº6, pp. 899-904.
- Myint, S.W., (2001). A robust texture analysis and classification approach for urban land-use and land-cover feature discrimination, *Geocarto International*, 16:27-38.
- Pech, R.P., A.W. Davies, R.R. Lamcroft, e R.D. Graetz. (1986) Calibration of LANDSAT data for sparsely vegetated semi-arid rangelands. *International Journal of Remote Sensing*, 7(12):1729-1750.
- Phinn, S., M. Stanford, P. Scarth, A.T. Murray, e P.T. Shyy, (2002). Monitoring the composition of urban environments based on the vegetation-impervious surface-soil (VIS) model by subpixel analysis techniques, *International Journal of Remote Sensing*, 23:4131-4153.
- Quarmby, N.A., J.R.G. Townshend, J.J. Settle, e K.H. White, (1992). Linear mixture modeling applied to AVHRR data for crop area estimation, *International Journal of Remote Sensing*, 13:415-425.
- Quattrochi, D. A. (1983). Analysis of Landsat-4 Thematic Mapper for classification of the Mobile, Alabama Metropolitan Area, *Proceedings of the Seventeenth International Symposium on Remote Sensing of the Environment*, pp. 1393-1402.
- Quattrochi, D.A., J.C. Luvall, D.L. Rickman, M.G. Estes, C.A. Laymon, e B.F. Howell, (2000). A decision support information system for urban landscape management using thermal infrared data, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66:1195-1207.
- Rashed, T., J.R. Weeks, M.S. Gadalla, e A.G. Hill, (2001). Revealing the anatomy of cities through spectral mixture analysis of multispectral satellite imagery: a case study of the Greater Cairo region, Egypt, *Geocarto International*, 16:5-15.
- Richardson, A. J. e Wiegand, C. L. (1977). Distinguishing vegetation from soil background information. *Remote Sensing of the Environment*, 8, 307-312.

- Ridd, M.K. (1995). Exploring a V-I-S (Vegetation-Impervious Surface-Soil) model for urban ecosystem analysis through remote sensing: Comparative anatomy for cities. *International Journal of Remote Sensing*, 16(21):2165-2185.
- Roberts, D. A., Smith, M. O., & Adams, J. B. (1993). Green vegetation, nonphotosynthetic vegetation, and soil in AVIRIS data. *Remote Sensing of Environment*, 44, 255-269.
- Roberts, D.A., G.T. Batista, J.L.G. Pereira, E.K. Waller, e B.W. Nelson, (1998a). Change identification using multitemporal spectral mixture analysis: applications in eastern Amazônia, *Remote Sensing Change Detection: Environmental Monitoring Methods and Applications* (R.S. Lunetta and C.D. Elvidge, editors), Ann Arbor Press, Ann Arbor, Mich., pp. 137-161.
- Roberts, D.A., M. Gardner, R. Church, S. Ustin, G. Scheer, e R.O. Green, (1998b), Mapping chaparral in the Santa Monica mountains using multiple endmember spectral mixture models, *Remote Sensing of Environment*, 65:267-279.
- Schoenmakers, R.P.H.M. (1995) *Integrated methodology for segmentation of large optical satellite images in land applications of remote sensing*. PhD thesis, Department of Informatics, University of Nijmegen, The Netherlands.
- Settle, J.J., e N.A. Drake, (1993). Linear mixing and the estimation of ground cover proportions, *International Journal of Remote Sensing*, 14:1159-1177.
- Shaban, M.A., and O. Dikshit, (2001). Improvement of classification in urban areas by the use of textural features: the case study of Lucknow city, Uttar Pradesh, *International Journal of Remote Sensing*, 22:565-593.
- Smailes, Arthur E. (1966). *The Geography of Towns*. Chicago: Aldine Publishing Company.
- Small, C (2003) High spatial resolution spectral mixture analysis of urban reflectance, *Remote Sensing of Environment* 88, 170-186, Elsevier.
- Smith, M.O., S.L. Ustin, J.B. Adams, e A.R. Gillespie, (1990). Vegetation in Deserts: I. A regional measure of abundance from multispectral images, *Remote Sensing of Environment*, 31:1-26.
- Stefanov, W.L., M.S. Ramsey, e P.R. Christensen, (2001). Monitoring urban land cover change: an expert system approach to land cover classification of semiarid to arid urban centers, *Remote Sensing of Environment*, 77:173-185.
- Strahler, A.H., C.E. Woodcock, e J.A. Smith, (1986). On the nature of models in remote sensing, *Remote Sensing of Environment*, 70:121-139.
- Stuckens, J., P.R. Coppin, e M.E. Bauer, (2000). Integrating contextual information with per-pixel classification for improved land cover classification, *Remote Sensing of Environment*, 71:282-296.
- Tenedório, José A. et al (1999) - "Carta de Uso do Solo da Área Metropolitana de Lisboa (CARTUS-AML)", *Actas do VIII Colóquio Ibérico de Geografia, Volume II*, DGPR-UNL, Lisboa, pp. 711-716.

- Thomson, C.N., e P. Hardin, (2000). Remote sensing/GIS integration to identify potential low-income housing sites, *Cities*, 17:97-109.
- Tompkins, S., Mustard, J.F., Pieters, C.M. e Forsyth, D.W., (1997). Optimization of Endmembers for Spectral Mixture Analysis. *Remote Sensing of Environment*, 59: 472-489.
- Varennes, A. (2003) *Productividade dos Solos e Ambiente*, Escolar Editora, Lisboa.
- Wang, F. (1990a). Fuzzy supervised classification of remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28(2):194-201.
- Wang, F. (1990b). Improving remote sensing image analysis through fuzzy information representation. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 56(8):1163-1169.
- Wang, S. C. (1984). Analysis methods for thematic mapper data of urban regions. *Proceedings of the Tenth International Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data. Laboratory for Application of Remote Sensing*, pp. 134-143.
- Ward, D., S.R. Phinn, e A.L. Murray, (2000). Monitoring growth in rapidly urbanizing areas using remotely sensed data, *Professional Geographer*, 53:371-386.
- Welch, R. (1982) - "Spatial Resolution Requirements for Urban Studies", *International Journal of Remote Sensing*, 2, pp. 139-146.
- Weng, Q., (2001). A remote sensing-GIS evaluation of urban expansion and its impact on surface temperature in the Zhujiang Delta, China, *International Journal of Remote Sensing*, 22:1999-2014.
- Wheeler, D. J. (1985). Evaluation of thematic mapper data for determining urban land cover. PhD dissertation, University of Utah, Department of Geography, Salt Lake City, Utah.
- Wu, C., e A.T. Murray, (2003). Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis, *Remote Sensing of Environment*, 84:493-505.
- Zha, Y., J. Gao, e S. Ni, (2003). Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery, *International Journal of Remote Sensing*, 24:583-594.
- Zhang, J., e G.M. Foody, (2001). Fully-fuzzy supervised classification of sub-urban land cover from remotely sensed imagery: statistical neural network approaches, *International Journal of Remote Sensing*, 22:615-628.
- Zhang, Q., J. Wang, X. Peng, P. Gong, e P. Shi, (2002). Urban built-up land change detection with road density and spectral information from multitemporal Landsat TM data, *International Journal of Remote Sensing*, 23:3057-3078.
- Zhu, G., e D.G. Blumberg, (2002). Classification using ASTER data and SVM algorithms: the case study of Beer Sheva, Israel, *Remote Sensing of Environment*, 80:233-240.

**José António Tenedório**  
*e-Geo – Centro de Estudos de Geografia e Planeamento Regional*  
Avenida de Berna, 26-C  
1069-061 LISBOA

Tel: (+ 351) 21 793 35 19  
[Ja.tenedorio@fcsh.unl.pt](mailto:Ja.tenedorio@fcsh.unl.pt)

**Jorge Rocha**  
*Centro de Estudos Geográficos da Universidade de Lisboa*  
Alameda da Universidade  
1600-214 LISBOA

Tel: (+ 351) 21 794 02 18  
[jrocha@fl.ul.pt](mailto:jrocha@fl.ul.pt)

**Sara Encarnação**  
*e-Geo – Centro de Estudos de Geografia e Planeamento Regional*  
Avenida de Berna, 26-C  
1069-061 LISBOA

Tel: (+ 351) 21 793 35 19  
[Sara.encarnacao@fcsh.unl.pt](mailto:Sara.encarnacao@fcsh.unl.pt)

**Paulo Morgado Sousa**  
*Centro de Estudos Geográficos da Universidade de Lisboa*  
Alameda da Universidade  
1600-214 LISBOA

Tel: (+ 351) 21 794 02 18  
[pms@fl.ul.pt](mailto:pms@fl.ul.pt)