

O potencial de dados de sensoriamento remoto na fiscalização de obras públicas



Osmar Abílio de Carvalho Júnior

é geólogo e doutor em Geologia pela Universidade de Brasília, onde atua como professor.



Roberto Arnaldo Trancoso Gomes

é geógrafo e doutor em Geografia pela Universidade Federal do Rio de Janeiro, além de professor na Universidade de Brasília.



Renato Fontes Guimarães

é engenheiro cartógrafo com doutorado em Geologia, além de professor na Universidade de Brasília.



RESUMO

Este artigo analisa as potenciais aplicações de técnicas de sensoriamento remoto para a fiscalização e o monitoramento de obras de infraestrutura. Atualmente, existe uma ampla disponibilidade de dados de sensoriamento remoto provenientes de diferentes sensores e plataformas, constituindo uma fonte de informação rápida e útil para descrever a composição dos elementos presentes na superfície e as suas mudanças ao longo do tempo. O aprimoramento dos sensores remotos com o aumento da resolução espacial, temporal e espectral embarcados em diferentes plataformas (satélites, aeronaves e veículos aéreos não tripulados) tem ampliado as perspectivas de estudos e aplicações dos dados de sensoriamento remoto, incluindo-se o monitoramento de infraestruturas públicas em construção ou em concessões. A extração de modelos digitais de elevação a partir de sensores remotos também constitui um importante atributo para descrever as feições de obras de infraestrutura. Os estudos mais comumente encontrados na literatura são referentes às feições urbanas e rodovias, sendo ainda pouco relatado estudos sobre fiscalização e monitoramento de obras, o que consiste em amplo campo de pesquisa e inovação. Inúmeras técnicas de detecção de mudança têm sido propostas e avaliadas para diferentes ambientes e alvos, devendo em cada tipo de ambiente e alvo realizar comparações e análise de acurácia para definir o melhor procedimento a ser

adotado. Pesquisas específicas para cada tipo de obra devem ser realizadas demonstrando o potencial real da detecção remota para a fiscalização em ambientes urbanos ou rurais.

Palavras-chave: Sensoriamento Remoto, detecção de mudança, modelo digital de elevação, classificação espectral

1. INTRODUÇÃO

A fiscalização efetiva das obras públicas é um fator preponderante para a minimização dos gastos públicos. Como exemplificação, auditorias realizadas pelo Fiscobras (plano anual de fiscalização de obras do TCU) no estado do Rio Grande do Norte durante o período 2011-2012 proporcionaram uma economia aos cofres públicos de R\$ 119.529.497,78 (SOUZA; BATISTA, 2013). O Fiscobras no ano de 2015 realizou 97 auditorias, totalizando um volume de recursos fiscalizados de R\$ 31 bilhões, em que 61 obras (62,9%) evidenciaram indícios de irregularidades graves (BRASIL, 2015).

No entanto, a dimensão continental do território brasileiro dificulta o processo tradicional de fiscalização, que exige uma atuação constante de profissionais no local. A necessidade crescente de infraestruturas para o crescimento econômico de longo prazo do país aliado ao alto grau de irregularidades torna premente o aprimoramento tecnológico para obter uma fiscalização contínua

das obras públicas em execução ou concessão em todo o território nacional (MIRANDA; MATOS, 2015; VITAL et al., 2015). No processo de fiscalização é fundamental obter informações precisas sobre a evolução das obras públicas (construção, reforma, fabricação, recuperação ou ampliação de bem público), buscando detectar eventuais inconsistências ou inexistência dos elementos presentes no projeto básico e nas especificações técnicas. Nessa conjuntura, o sensoriamento remoto pode ser uma importante ferramenta, proporcionando um monitoramento periódico de extensas áreas com baixo custo. Nos últimos anos, extensos esforços de pesquisa têm sido feitos para a detecção de mudanças utilizando imagens de sensoriamento remoto em diferentes cenários: (a) urbanos (HEGAZY; KALLOP, 2015; SUN et al., 2013); (b) agrícolas (MENKE et al., 2009; OLIVEIRA et al., 2014); e (c) áreas naturais e de preservação ambiental (COPPIN; BAUER, 1996; YADAV; KAPOOR; SARMA, 2012). Portanto, o sensoriamento remoto tem sido amplamente utilizado para avaliar a dinâmica espacial da superfície terrestre e a eficácia do planejamento territorial. Especificamente, estudos sobre a fiscalização de obras públicas usando sensoriamento remoto são pouco relatados nos periódicos científicos. A ausência de pesquisa para aplicação dessa técnica demonstra um extenso campo para inovações científicas, contendo relevância econômica e retorno imediato para a sociedade. O acervo de imagens multitemporais possibilita fornecer subsídios para a comparação do que foi planejado

em relação ao que foi executado em cada obra, tanto na dimensão espacial como temporal. Essa abordagem permite que se compare o cronograma pré-estabelecido da obra com o andamento real, permitindo reconstruir de forma total ou parcial o histórico financeiro e executivo.

Contudo, o emprego de imagens para a fiscalização de obras públicas apresentam dificuldades similares aos descritos no mapeamento de feições de áreas urbanas, tais como (CAVALLI et al., 2008; WENTZ et al., 2014): (a) os espectros dos pixels de ambientes urbanos são constituídos por misturas espectrais devido à alta heterogeneidade desses ambientes, podendo gerar confusões entre as classes no processo de classificação, e (b) as estruturas físicas das classes urbanas variam espacialmente, considerando diferentes composições de telhados, pavimentos e formas arquitetônicas. Assim, as obras de infraestrutura (edificações, pontes, estradas, hidrovias, ferrovias, entre outros) são constituídas por diferentes materiais (asfalto, pinturas, concreto, metal, vidro, telhas, vegetação e solo) que estão combinados em diferentes proporções (JENSEN; COWEN, 1999). Por exemplo, duas pontes podem ter comportamentos diferenciados tanto pelo tipo de materiais utilizados como pelas suas diferenças arquitetônicas. Além disso, outro fator de complexidade é que durante a evolução de uma obra ocorre uma intensa modificação dos elementos e padrões de construção. Portanto, o acompanhamento de uma obra por sensoriamento remoto exige a obtenção de informações constantes e detalhadas, além da elaboração



de uma metodologia especializada de processamento digital de imagens. Diferentes técnicas para a detecção de feições urbanas consolidadas ou em construções podem ser utilizadas. Normalmente, o método de interpretação visual é considerado o de maior acurácia, mas também é o mais demorado e caro. Alternativa para interpretação visual é utilizar classificações supervisionadas, não supervisionadas ou abordagens de sistema especialista sem supervisão e baseada no conhecimento (JAT; GARG; KHARE, 2006). Além disso, técnicas de detecção de mudança devem ser adotadas, considerando as diferentes abordagens de pré-classificação ou pós-classificação.

No presente trabalho são discutidas as questões relacionadas ao emprego do sensoriamento remoto na fiscalização das obras públicas. A definição das imagens a serem utilizadas é avaliada considerando os avanços ocorridos na melhoria dos atributos espaciais, espectrais, temporais e a na extração de dados altimétricos. Os progressos obtidos com o aumento das diferentes resoluções das imagens resultam em novos métodos para o tratamento e análise dos dados, com implicações na eficiência da fiscalização por sensoriamento remoto. Além disso, o presente trabalho apresenta uma revisão dos principais métodos de detecção de mudança, por ser um conjunto de procedimentos básicos que permite acompanhar as alterações no decorrer da obra e avaliar o seu ajuste ao projeto inicial.

2. CARACTERÍSTICAS DA RESOLUÇÃO TEMPORAL, ESPECTRAL E ESPACIAL DOS SENSORES REMOTOS NA FISCALIZAÇÃO DE OBRAS

2.1 RESOLUÇÃO ESPACIAL

A definição das classes referentes às obras de engenharia por sensoriamento remoto e suas implicações no cumprimento legal é altamente dependente da resolução espacial (tamanho do pixel), espectral (número de bandas espectrais) e temporal (período de revisita do mesmo local na superfície terrestre) da imagem. Os três fatores são importantes, mas prioritariamente a imagem deve conter uma alta resolução espacial para que possam ser individualizados os objetos presentes em uma obra. Não adianta ter uma alta resolução espectral se em um pixel existem diferentes elementos urbanos e comportamentos espectrais misturados. Normalmente, a identificação de um objeto urbano em uma imagem precisa ter uma representação mínima de quatro pixels (COWEN et al., 1995; JENSEN; COWEN, 1999). Conforme Small (2003), a resolução espacial mínima para



captar as estruturas urbanas é de 5 metros, também aplicável para as obras de engenharia.

As imagens de alta resolução espacial em ambientes urbanos permitem utilizar os elementos básicos de interpretação (tom, cor, textura, forma, tamanho, orientação, padrão, sombra, local e situação dos objetos na paisagem urbana) para identificar e julgar o seu significado. Atualmente, diferentes imagens de sensores orbitais de alta resolução espacial (inferior a 4 metros) estão disponíveis no mercado, destacando: GeoEye-1 (0,46m), WorldView-1 e 2 (0,46 m), WorldView-3 e 4 (0,31 m), Pleiades-1A e 1B (0,5 m), Kompsat-3A (0,55 m) e 3 (0,7 m), QuickBird (0,65), Gaofen-2 (0,8 m), TripleSat (0,8 m), Ikonos (0,82m), SkySat-1 e 2 (0,9m) e Spot-6 e 7 (1,5 m) (Tabela 1). O aumento da oferta de imagens de alta resolução espacial provenientes de satélites comerciais proporcionou um crescimento de técnicas de processamento digital de imagens visando estudos de infraestrutura, redes rodoviárias e elementos urbanos.

Uma importante inovação no mapeamento de áreas urbanas usando imagens de alta resolução espacial é o emprego da análise de imagem baseada em objetos geoespaciais (Geobia), que se diferencia dos tradicionais métodos baseados em pixels. Na Geobia, a imagem é segmentada em regiões relativamente homogêneas (objetos de imagem) antes da classificação (BLASCHKE, 2010; MYINT et al., 2011). Assim, a classificação utiliza como unidade básica os segmentos e seus atributos em vez dos pixels. O alto grau de variabilidade espectral dentro de uma

Tabela 1:

Descrição dos principais satélites orbitais. As imagens disponíveis gratuitamente são demarcadas com um asterisco (*)

SATÉLITES DISPONÍVEIS	RESOLUÇÃO ESPACIAL	RESOLUÇÃO TEMPORAL	RESOLUÇÃO ESPECTRAL
ALOS	2,5 m	Variável	1 banda pancromática
	10 m	Variável	3 bandas no visível
	10 a 100 m	Variável	1 banda no infravermelho
CARTOSAT	2,5 m	5 dias	1 banda pancromática
CBERS*	5 m	Variável	1 banda (pancromática)
	10 m	Variável	2 bandas no visível
			1 banda no infravermelho
	20 m	26 dias	3 bandas no visível
	40 m	26 dias	1 banda no infravermelho
			1 banda pancromática
	80 m	26 dias	2 bandas no infravermelho
1 banda no termal			
64 m	5 dias	3 bandas no visível	
EROS	0,7 m	Programado	1 banda no infravermelho
FORMOSAT	2 m	Programado	1 banda (pancromática)
	8 m	Programado	3 bandas no visível
			1 banda no infravermelho
GAOFEN	0,8 m	5 dias	1 banda (pancromática)
	3,2 m	5 dias	3 bandas no visível
			1 banda no infravermelho
GEOEYE	0,5 m	Programado	1 banda (pancromática)
	2 m	Programado	3 bandas no visível
IKONOS	1 m	Variável	1 banda no infravermelho
	4 m	Variável	1 banda pancromática
			3 bandas no visível
KAZEOSAT-1	1 m	Programado	1 banda no infravermelho
	4 m	Programado	3 bandas no visível
KOMPSAT 2	1 m	Programado	1 banda pancromática
	4 m	Programado	3 bandas no visível
			1 banda no infravermelho
KOMPSAT 3	0,7 m	Diária (possível)	1 banda pancromática
	2,8 m	Diária (possível)	3 bandas no visível
KOMPSAT 3A	1 m	Programado	1 banda no infravermelho
	2,2 m	Diária (possível)	3 bandas no visível
	5,5 m	Diária (possível)	2 bandas no infravermelho
LANDSAT 5*	30 m	16 dias	3 bandas no visível
	120 m	16 dias	3 bandas no infravermelho
LANDSAT 7*	15 m	16 dias	1 banda no termal
	30 m	16 dias	1 banda pancromática
			3 bandas no visível
	60 m	16 dias	3 bandas no infravermelho
LANDSAT 8	15 m	16 dias	1 banda no termal
	30 m	16 dias	1 banda pancromática
			4 bandas no visível
			3 bandas no infravermelho
100 m	16 dias	1 banda aerossol	
			1 banda cirrus
			2 bandas no termal

SATÉLITES DISPONÍVEIS	RESOLUÇÃO ESPACIAL	RESOLUÇÃO TEMPORAL	RESOLUÇÃO ESPECTRAL
PLEIADES	0,5 m	Diária (possível)	1 banda pancromática
	2 m	Diária (possível)	3 bandas no visível 1 banda no infravermelho
RAPIDEYE	5 m	Programado	4 bandas no visível 1 banda no infravermelho
SENTINEL 1*	5 a 20 m	12 dias	Diferentes bandas no radar
SENTINEL 2*	10 m	10 dias com possibilidade de 5 dias	3 bandas no visível 1 banda no infravermelho
	20 m		4 bandas <i>red edge</i> 2 bandas no infravermelho
	60 m		1 banda aerossol 1 banda cirrus 1 banda vapor d'água
SPOT	1,5 m	Diária (possível)	1 banda pancromática
	6 m	Diária (possível)	3 bandas no visível 1 banda no infravermelho
SKYSAT	1,1 m	Programado	1 banda pancromática (possibilidade de gerar um vídeo de 90 segundos)
	2 m	Programado	3 bandas no visível 1 banda no infravermelho
TERRASAR-X	0,25 a 40 m	Programado	Diferentes bandas no radar
TH-01	2 m	Programado	1 banda pancromática
	10 m	Programado	3 bandas no visível 1 banda no infravermelho
TRIPLESAT	1 m	Programado	1 banda pancromática
	4 m	Programado	3 bandas no visível 1 banda no infravermelho
WORLDVIEW	0,3 m	Programado	1 banda pancromática 1 banda aerossol
	1,24 m	Programado	4 bandas no visível 1 banda <i>red edge</i> 2 bandas no infravermelho
	3,7 m	Programado	8 bandas no infravermelho
	30 m	Programado	12 bandas Cavis (nuvens, aerossóis, vapor, gelo e neve)
TERRA/AQUA (Sensor-MODIS)*	250 m	1-2 dias	1 banda no visível 1 banda no infravermelho
	500 m		2 bandas no visível 3 bandas no infravermelho
	1000 m		7 bandas no visível 16 bandas no infravermelho 6 bandas no termal
TERRA (Sensor ASTER)*	15 m	Variável	2 bandas no visível 1 banda no infravermelho
	30 m		6 bandas no infravermelho
	90 m		5 bandas no termal

classe (sombras, ângulo do sol, as lacunas na copa das árvores etc.) pode dificultar a classificação baseada em pixel e favorecer técnicas baseadas em objetos que são representados por valores médios do segmento (YU et al., 2006).

Um problema da classificação baseada em objetos é a dependência da etapa de segmentação, que pode gerar segmentos em excesso ou em quantidade reduzida em relação às feições do terreno (LIU; XIA, 2010). Normalmente, a falta de segmentos é considerada pior do que o excesso (KIM; MADDEN; WARNER, 2009). A minimização desse tipo de erro pode ser obtida através de sucessivos testes de segmentações antes da classificação (TRIAS-SANZ; STAMON; LOUCHET, 2008) e por análise de acurácia dos segmentos (DORREN; MAIER; SEIJMONSBERGEN, 2003; KIM; MADDEN; XU, 2010).

2.2 RESOLUÇÃO ESPECTRAL

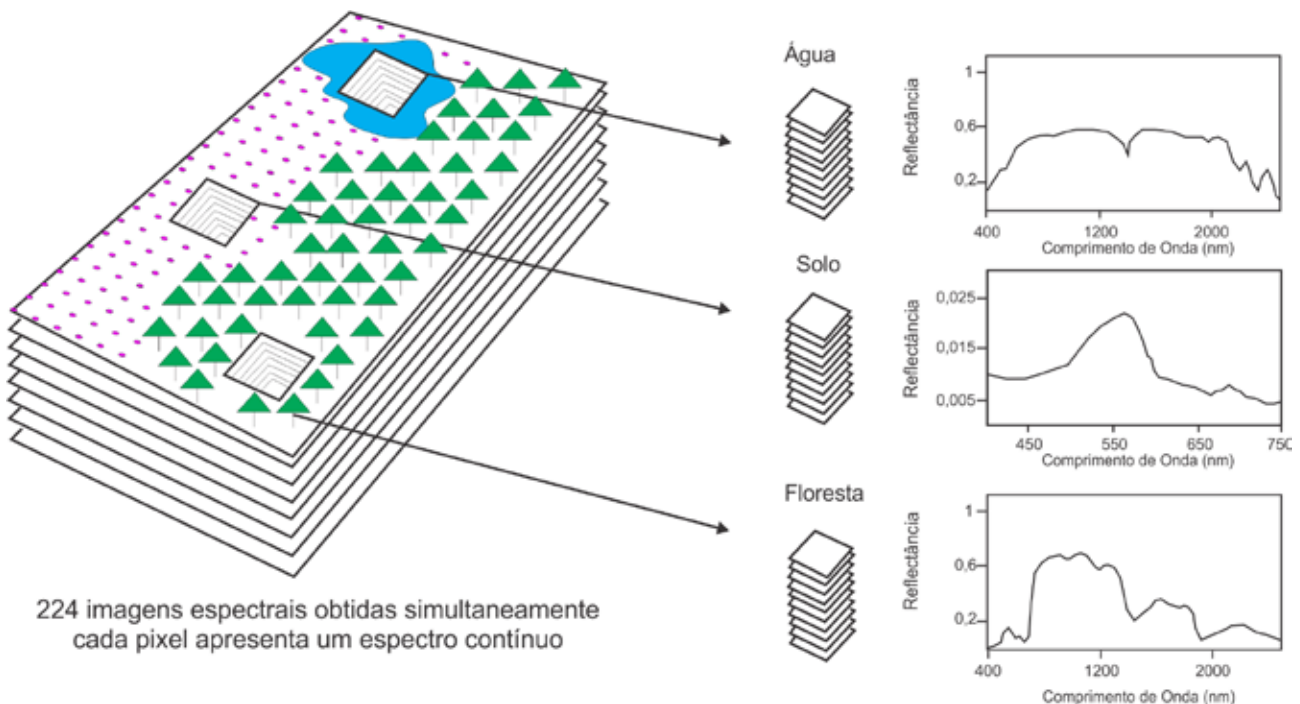
O conhecimento pormenorizado das características espectrais permite uma acurada identificação dos elementos superficiais. Nesse propósito, diversos estudos desenvolvem bibliotecas espectrais específicas

para diferentes alvos a partir de espectrômetros de campo ou laboratório para servir de suporte à classificação, tais como elementos urbanos (BEN-DOR; LEVIN; SARON, 2001; HEROLD et al., 2004), minerais (CLARK et al., 2007), plantações (RAO; GARG; GHOSH, 2007) e áreas alagadas (ZOMER; TRABUCCO; USTIN, 2009).

O advento das imagens hiperspectrais (**Figura 1**), caracterizadas por conter centenas de bandas espectrais estreitas e contínuas no espectro solar refletido, permitiu o desenvolvimento de novas técnicas que aprimoraram a detecção e quantificação dos materiais (CARVALHO JÚNIOR et al., 2003). A classificação espectral busca converter os sinais espectrais que refletem as coberturas urbanas em categorias que representam a natureza física da superfície. Além disso, essas imagens permitem uma análise espectral subpixel com a estimativa de abundância dos materiais superficiais contidos no pixel a partir da análise linear de mistura (PHINN et al., 2002; WU; MURRAY, 2003) e sua variação Multiple Endmember Spectral Mixture Models (MESMA) (DEMARCHI et al., 2012; FRANKE et al., 2009). Essa abordagem possibilita tratar o problema de heterogeneidade espectral dentro

Figura 1:

Concepção do sensor hiperspectral AVIRIS, segundo a qual a alta resolução espectral torna a informação de um dado pixel próxima à obtida por meio de medições realizadas em laboratório e/ou campo. (Modificado de GREEN et al., 1998).





de uma mesma classe, que é uma das principais dificuldades em áreas urbanas (HEIDEN; SEGL; KAUFMANN, 2007). Um mesmo tipo de classe pode ser caracterizado por diversos materiais distintos espectralmente ou ter composições diferenciadas devido à deterioração ao longo do tempo (DEMARCHI et al., 2012). Por exemplo, os telhados podem ser constituídos por diferentes materiais e, além disso, modificar o seu comportamento espectral devido ao acúmulo de fungos e sujeira.

Normalmente, as imagens hiperespectrais mais utilizadas nos estudos urbanos são do sensor Hyperion a bordo do satélite EO-1 e os provenientes de sensores embarcados em aeronaves, como o Airborne Visible Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS), Compact Airborne Spectrographic Imager (CASI) e o Hyperspectral Mapper (HyMap).

2.3 RESOLUÇÃO TEMPORAL

O advento de sensores orbitais com alta resolução temporal tem promovido uma nova abordagem na classificação de alvos superficiais, que consideram aspectos de mudanças cíclicas ou com trajetórias conhecidas de um evento ou de um objeto que podem ser descritas e identificadas por uma assinatura temporal. A similaridade espectral entre os diferentes tipos de vegetação, caracterizadas por serem constituídas pelas mesmas feições de absorção, pode apresentar dificuldades para serem distinguidas a partir de uma única imagem no tempo. No entanto, séries temporais de sensoriamento remoto permitem estabelecer uma assinatura fenológica característica, identificando diferentes tipos de ecossistemas naturais

(ABADE et al., 2015), fitofisionomias (CARVALHO JÚNIOR; HERMUCHE; GUIMARÃES, 2006; CARVALHO JÚNIOR et al., 2008) e plantios (COUTO JÚNIOR; CARVALHO JÚNIOR; MARTINS, 2012; SAKAMOTO et al., 2005). Essa abordagem permite detectar eventos naturais singulares, tais como fogo (CARVALHO JÚNIOR et al. 2015) e inundações (AIRES et al., 2014).

Na fiscalização de obras de engenharia, é fundamental avaliar a resolução temporal dos sensores remotos. A obra progride através de um calendário programado que permite estabelecer quais sensores possuem adequadas resoluções temporais para a sua fiscalização. As condições climáticas (interferência atmosférica e cobertura de nuvem) também afetam a aquisição de imagens, podendo ser críticas para sensores ópticos em algumas localidades, como na região amazônica. Nesse caso, deve-se buscar satélites de alta frequência de revisita para a seleção de imagens ou adotar sensores de imagem radar.

Os sensores de alta resolução temporal possuem normalmente baixa resolução espacial, como é o caso do sensor MODIS e o Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR). No entanto, muitas missões utilizam uma constelação de satélites idênticos que orbitam a Terra de forma sincronizada, permitindo uma sucessão de imagens com alto grau de revisita e alta resolução espacial, como é o caso dos seguintes programas orbitais: Rapideye (5 satélites); Tripletat (3 satélites); Pleiades (2 satélites) e o Spot 6-7 (2 satélites). Apesar de séries temporais constituídas com imagens com mesmas especificações facilitar o desenvolvimento de métodos automatizados, estudos conciliando

imagens de diferentes sensores tornam-se um desafio de pesquisa.

2.4 MODELOS DIGITAIS DE ELEVAÇÃO

Os modelos digitais de elevação (MDE) são representações em 3D da superfície terrestre que reproduzem as feições naturais e antrópicas da paisagem. A construção desses modelos inicia-se a partir de fotografias aéreas analógicas e passa a ser desenvolvida por outras tecnologias, tais como: fotografia aérea digital, sensor ótico orbital de alta resolução, radar interferométrico e radar laser aerotransportado. Atualmente, veículos aéreos não tripulados (VANT) carregam a bordo esses diferentes sensores que elaboram MDEs. Recentemente, os sensores de radar laser móvel podem ser acoplados em qualquer plataforma (um barco, um automóvel etc.).

Os sensores óticos a bordo de satélites mapeiam a superfície terrestre em dois pontos de vista distintos, possibilitando a extração de MDEs. Dentre eles destacam-se satélites com diferentes resoluções espaciais, desenvolvidos por agências espaciais, tais como a série Spot, IRS, Cartosat-1, Alos-Prism, WorldView-2, QuickBird-2, Ikonos-2, Aster, entre muitos outros. A aquisição dos dados pode ser ao longo de uma única linha de varredura (Spot) ou adquirido paralelamente com uma área de superposição (QuickBird) (POLI; TOUTIN, 2012). As imagens orbitais vêm preenchendo a lacuna na produção de MDEs precisos, porém câmeras aéreas de última geração a bordo de aviões, como a ADS 80, produzem atualmente precisão compatível com imagens de sensores remotos de alta resolução, como o Worldview (HOBI; GINZLER, 2012).

Os MDEs elaborados por Interferometric Synthetic Aperture Radar (InSAR) são obtidos a partir do

retorno das diferenças de fase das ondas para o satélite. Dentre os MDEs provenientes desse método, destacam-se o Radarsat 1 e 2, Sentinel 1 e SRTM, sendo este último o mais utilizado mundialmente (JARIHANI et al., 2015; MUSA; POPESCU; MYNETT, 2015). Esses produtos têm a vantagem de mapear de forma contínua, mesmo com a cobertura de nuvens. A **Figura 2** mostra um exemplo de MDE de uma área urbana (A) e uma fotografia aérea sobreposta a este MDE (B).

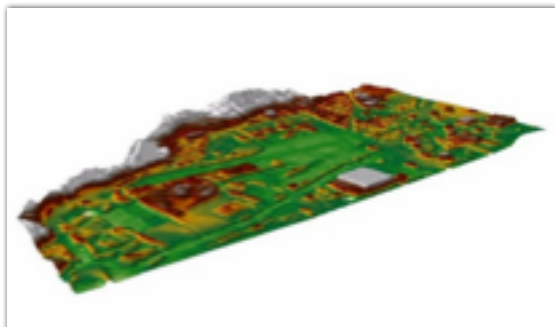
A produção de MDEs a partir de radar laser, que mede a distância entre um sensor e um alvo baseado na metade do tempo gasto entre a emissão e detecção do pulso (BALTSAVIAS, 1999), já possui algumas décadas. Porém, grandes avanços tecnológicos nos últimos anos possibilitaram identificar tênues mudanças de elevação a partir de densa nuvem de pontos, possibilitando mapear e distinguir objetos com pequenas variações de textura (MENG; CURRIT; ZHAO, 2010). Os sensores laser podem ser acoplados em aeronaves, satélites e veículos aéreos não tripulados. Recentemente foi desenvolvido o sistema móvel de varredura a laser que adquire dados em 2D e 3D e que são implantados em qualquer plataforma móvel terrestre ou náutica (PUENTE et al., 2013). Essa tecnologia apresenta grandes vantagens, tais como: (a) diminuição de custo devido à captura de dados em alta velocidade; (b) alta densidade de pontos, garantindo um levantamento planialtimétrico completo que diminui o número de dados questionáveis; e (c) visualização 3D que permite verificar se os objetos mapeados correspondem às condições do mundo real.

Os MDEs são amplamente utilizados na detecção e descrição de feições urbanas (KIM; NEVATIA, 2004). No entanto, as obstruções no ambiente urbano denso ain-

Figura 2:

MDE de área urbana (A) e Fotografia aérea sobreposta ao MDE (B).

A



B



da são um grande obstáculo para o mapeamento, sendo necessárias metodologias para suprir a falta de informação e insuficiência de textura para identificar as feições (DURUPT; TAILLANDIER, 2006). Novas tecnologias que utilizam radar laser, como o Light Detection and Ranging (Lidar), estão sendo desenvolvidas para reprodução em 3D das feições antrópicas com alta resolução, porém a sua cobertura é limitada, e a aquisição de dados e o processamento demandam um alto custo (BAUGH et al., 2013).

3. PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS E DETECÇÃO DE MUDANÇA

As técnicas de detecção de mudança usando sensoriamento remoto podem fornecer importantes informações para o monitoramento de obras de engenharia e infraestrutura, como: (a) a área e a taxa em que as construções são desenvolvidas; (b) a distribuição e a relação espacial dos tipos de mudanças avaliando o desempenho relativo das atividades da construção civil com o cronograma previsto; (c) a definição da trajetória de mudança estabelecendo a sucessão dos eventos e as eventuais paralizações; e (d) a elaboração de uma representação cartográfica que auxilie e evidencie os problemas existentes espacialmente, favorecendo as ações de fiscalização. Para tanto, uma análise pormenorizada deve ser feita em relação aos métodos existentes, efetuando testes e combinações de procedimentos para obter o melhor tratamento dos dados a partir de uma análise de acurácia.

3.1 PRÉ-PROCESSAMENTO

Normalmente, na detecção de mudança são descritas duas etapas de pré-processamento: (a) correção geométrica; e (b) calibração radiométrica (ALMUTAIRI; WARNER, 2010). A correção geométrica permite a justaposição dos pixels de uma mesma área no terreno e de tempos diferentes, eliminando a existência de alguma distorção sistemática. O registro geométrico incorreto danifica a precisão da detecção de mudança, gerando falsos artefatos artificiais que não correspondem às feições superficiais. Assim, as imagens devem ter uma perfeita sobreposição, possuindo uma raiz de erro médio quadrático de no máximo 0,2 pixels para alcançar um erro de apenas 10% (TOWNSHEND et al., 1992; DAI; KHORRAM, 1999).

A calibração radiométrica remove as alterações causadas por fatores externos, tais como: mudanças na calibração do sensor ao longo do tempo, ângulo solar, variabilidade na distância Terra-Sol e interferências at-



mosféricas. Esses métodos são subdivididos em dois tipos: absoluta e relativa.

A correção radiométrica absoluta utiliza códigos de transferência radiativa para obter a reflectância na superfície da Terra, eliminando as interferências atmosféricas. As principais interferências atmosféricas são provenientes de dois efeitos: (a) espalhamento (difusão ou dispersão) que muda a direção de propagação da radiação solar por interação elástica com particulados, principalmente aerossóis; e (b) absorção atmosférica, com perda efetiva de energia em comprimentos de onda específicos, principalmente provenientes de sete gases: vapor d'água (H₂O), dióxido de carbono (CO₂), ozônio (O₃), óxido nítrico (N₂O), monóxido de carbono (CO), metano (CH₄) e oxigênio (O₂) (ZULLO JÚNIOR, 1994). No entanto, a correção dos efeitos atmosféricos é mais efetiva usando sensores hiperspectrais que contem bandas exclusivas para os diferentes gases e efetua a correção para cada pixel. No caso das imagens multispectrais, são adotados valores constantes para toda a imagem.

As correções relativas normalizam os valores digitais para uma escala comum, na qual feições invariantes entre as duas imagens são ajustadas para uma única referência, assumindo que esses pixels são linearmente correlacionados (DU; TEILLET; CIHLAR, 2002). Portanto, a questão principal torna-se a obtenção das feições invariantes para efetuar a regressão linear entre as imagens temporais, podendo ser determinadas por inspeção visual ou computacionalmente. Vários métodos automatizados foram propostos para encontrar os pontos invariantes e efetuar a normalização entre as



imagens, destacando: regressão linear robusta (HEO; FITZHUGH, 2000) densidade no diagrama de frequência (SONG et al., 2001; CHEN; VIERLING; DEERING, 2005); medidas espectrais de distância e similaridades (CARVALHO JÚNIOR et al., 2013), medidas espectrais entre componentes canônicas (CANTY; NIELSEN; SCHMIDT, 2004); e zonas de não mudança envolta da linha de regressão (ELVIDGE et al., 1995) ou de componentes principais (DU et al., 2002). Com o propósito de aglutinar todas essas técnicas, Carvalho Júnior et al. (2013) propuseram um método sequencial para a determinação dos pontos invariantes composto pelos seguintes métodos: (a) medidas espectrais nas imagens temporais originais ou nas componentes canônicas; (b) densidade do diagrama de dispersão; e (c) regressão robusta. O presente método está presente no programa Abílio.

3.2 DETECÇÃO DE MUDANÇA

Diferentes métodos foram propostos para a detecção de mudança a partir de imagens de sensoriamento remoto, havendo importantes revisões bibliográficas sobre o tema (COPPIN et al., 2001; HALL; HAY, 2003; LAMBIN, 1999; LU et al., 2003; SINGH, 1989; TEWKESBURY et al., 2015).

Os algoritmos de detecção de mudança são constituídos de duas etapas de processamento: (a) classificação; e (b) detecção de mudança. Uma classificação dos métodos de detecção de mudança considera se a etapa de detecção de mudança precede ou é após a etapa de classificação, sendo denominados de (YUAN et al.,

2005): (a) pré-classificação, na qual inicialmente é gerada uma nova imagem realçando as feições de mudança e depois realiza-se a etapa de classificação; e (b) pós-classificação, na qual inicialmente realiza-se uma classificação independente para cada tempo e em seguida efetua-se a extração e quantificação das áreas de mudança a partir da tabulação cruzada entre as imagens temporais.

Diferentes métodos de pré-classificação foram propostos: (a) operações algébricas de subtração e divisão de imagens multitemporais (COPPIN et al., 2001; FRANKLIN et al., 2003; SKAKUN; WULDER; FRANKLIN, 2003); (b) análise de vetor de mudança (CARVALHO JÚNIOR et al., 2011; JOHNSON; KASISCHKE, 1998); (c) mistura espectral (ADAMS et al., 1995); e (d) diversas transformações lineares, como a análise de componentes principais (BYRNE et al., 1980; FUNG e LEDREW, 1987), análise de correspondência (CAKIR et al., 2006), análise canônica (NIELSEN; CONRADSEN; SIMPSON, 1998) e Tasseled-Cap (HEALEY et al., 2005). Os métodos de pré-classificação, apesar de serem efetivos na localização das mudanças, muitas vezes são difíceis de precisar a natureza da mudança, necessitando de outra etapa de classificação.

Dessa forma, o método de pós-classificação é o mais amplamente usado nos estudos de detecção de mudança em ambientes urbanos, por ser efetivo na descrição da magnitude, localização e natureza das alterações ocorridas (HARDIN; JACKSON; OTTERSTROM, 2007). As principais vantagens do método de pós-classificação são: (a) a independência no processo de classificação das imagens temporais compensa as variações das condi-

ções atmosféricas, mudanças fenológicas e umidade de solo; (b) o processo de atualização dos dados é simples, beneficiando o monitoramento; (c) possibilita comparar dados de sensores com diferentes tipos de resoluções; e (d) permite individualizar as diferentes categorias de mudança, não ficando restrito em apenas realçar as feições de mudanças (COPPIN et al., 2001; MENKE et al., 2009). Em contraposição, as duas principais desvantagens desse método são: (a) normalmente não é completamente automático, o que torna o método moroso; e (b) a precisão da detecção das mudanças depende da acurácia da classificação em cada tempo, o que pode facilitar a propagação de erros (YUAN et al., 2005; MENKE et al., 2009).

Conforme Silva et al. (2012), a classificação direta sobre as diversas bandas espectro-temporais não se enquadra nos métodos de pós-classificação e pré-classificação, uma vez que as etapas de classificação e de detecção de mudança são efetuadas sincronicamente.. Nesse tipo de classificação são usados normalmente a análise de grupos (WEISMILLER et al., 1977) e as redes neurais artificiais (DAI; KORRAM, 1999).

4. CONCLUSÃO

No presente trabalho foram revistas as principais potencialidades e desafios para o emprego do sensoriamento remoto na fiscalização de obras dentro das atividades do TCU, focando os seguintes aspectos: (a) qualidade dos atributos da imagem; (b) etapas de processamento digital de imagens; e (c) possíveis adequações e esforços necessários para quantificar e entender as etapas das obras públicas. A fiscalização de obras públicas a partir de sensoriamento remoto é um processo complexo, com algum grau de interferências entre classes e uma forte componente de mudanças espaçotemporais. Apenas uma representação contínua no tempo dos elementos da obra permite uma análise e fiscalização precisas. Para esse propósito, medições repetitivas dos componentes espectrais e espaciais da superfície da Terra devem ser obtidas preferencialmente em alta resolução. Cada atributo fornece um tipo específico de informações sobre a obra, devendo ser combinados para obter uma descrição detalhada dos processos superficiais. Diferentes modelos de detecção de mudanças devem ser testados, considerando as condições de circunvizinhança e de ambientes.

A fiscalização e o monitoramento a partir de técnicas de geoprocessamento e sensoriamento remoto permitem monitorar diferentes obras simultaneamente, praticamente em tempo real. Essa nova abordagem necessita de um conjunto de investigações metodológicas,

a fim de reforçar a relação entre o projeto original da obra e a magnitude de mudança detectada na imagem. O avanço de modelos especialistas para a detecção de mudança de forma automatizada ou semiautomatizada das obras públicas permitirá estabelecer um sistema de alerta com priorização de vistorias em campo. Nesse propósito, deve-se ter um esforço de pesquisa computacional para o desenvolvimento de um conjunto de técnicas de detecção de padrões que permita aperfeiçoar o gerenciamento das fases da obra reduzindo as incertezas. Esse arsenal tecnológico adequado aos diferentes alvos permitirá estabelecer estratégias para coibir a ação de possíveis fraudes ou atrasos no cronograma.

O fator-chave para obter um mapeamento bem-sucedido das obras de engenharia é utilizar as imagens de alta resolução (espectral, espacial e temporal) e o MDE de forma integrada com a resposta pretendida descrita pelo projeto executivo, constando todos os fatores específicos à atividade de execução. Diferentemente de outros estudos de sensoriamento remoto em áreas urbanas, no presente caso tem-se previamente a locação espacial e as mudanças pretendidas, o que permite uma nova abordagem para o desenvolvimento de técnicas automatizadas considerando um modelo prévio.

REFERÊNCIAS

ABADE, N. A. et al. Comparative Analysis of MODIS Time-Series Classification Using Support Vector Machines and Methods Based upon Distance and Similarity Measures in the Brazilian Cerrado-Caatinga Boundary. *Remote Sensing*, [S.l.], v. 7, n. 9, p. 12160-12191, 2015.



- ADAMS, J. B. et al. Classification of Multispectral Images Based on Fractions of Endmembers: Application to Land-Cover Change in the Brazilian Amazon. *Remote Sensing of Environment*, [S.l.], v. 52, p. 137-154, 1995.
- AIRES, F. et al. Characterization and Space-Time Downscaling of the Inundation Extent over the Inner Niger Delta Using GIEMS and MODIS Data. *Journal of Hydrometeorology*, Washington, DC, v. 15, n. 1, p. 171-192, 2014.
- ALMUTAIRI, A.; WARNER, T. A. Change Detection Accuracy and Image Properties: A Study Using Simulated Data. *Remote Sensing*, [S.l.], v. 2, p. 1508-1529, 2010.
- BALTSAVIAS, E. P. Airborne Laser Scanning: Basic Relations and Formulas. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, [S.l.], v. 54, p. 199-214, 1999.
- BAUGH, C. A. et al. SRTM Vegetation Removal and Hydrodynamic Modeling Accuracy. *Water Resource Research*, Washington, DC, v. 49, p. 5276-5289, 2013.
- BEN-DOR, E.; LEVIN, N.; SAARONI, H. A Spectral Based Recognition of the Urban Environment Using the Visible and Near-Infrared Spectral Region (0.4-1.1 μm): A Case Study Over Tel-Aviv. *International Journal of Remote Sensing*, Londres, v. 22, n. 11, p. 2193-2218, 2001.
- BLASCHKE, T. Object Based Image Analysis for Remote Sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, [S.l.], v. 65, n. 1, p. 2-16, 2010.
- BRASIL. Tribunal de Contas da União. Fiscobras 2015. 2015. Disponível em: <<http://portal.tcu.gov.br/lumis/portal/file/fileDownload.jsp?fileId=8A8182A250C885960150CD7694B146CC&inline=1>>. Acesso em: 20 out. 2016.
- BYRNE, G. F.; CRAPPER, P. F.; MAYO, K. K. Monitoring Land Cover Change by Principal Component Analysis of Multitemporal Landsat Data. *Remote Sensing of Environment*, [S.l.], v. 10, p. 175-184, 1980.
- CAKIR, H. I.; KHORRAM, S.; NELSON, S. A. C. Correspondence Analysis for Detecting Land Cover Change. *Remote Sensing of Environment*, [S.l.], v. 102, n. 3-4, p. 306-317, 2006.
- CANTY, M. J.; NIELSEN, A. A.; SCHMIDT, M. Automatic Radiometric Normalization of Multitemporal Satellite Imagery. *Remote Sensing of Environment*, [S.l.], v. 91, p. 441-451, 2004.
- CARVALHO JÚNIOR, A. O. et al. A New Approach to Change Vector Analysis Using Distance and Similarity Measures. *Remote Sensing*, [S.l.], v. 3, p. 2473-2493, 2011.
- _____. Análise de imagens hiperespectrais pelo método Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis (MESMA) em depósito supergênico de níquel. *Brazilian Journal of Geology*, São Paulo, v. 33, n. 1, p. 63-74, 2003.
- _____. Classificação de padrões de savana usando assinaturas temporais NDVI do sensor MODIS no Parque Nacional Chapada dos Veadeiros. *Revista Brasileira de Geofísica*, [S.l.], v. 26, n. 4, p. 505-517, 2008.
- _____. Standardized Time-Series And Interannual Phenological Deviation: New Techniques for Burned-Area Detection Using Long-Term MODIS-NBR Dataset. *Remote Sensing*, [S.l.], v. 7, n. 6, p. 6950-6985, 2015.
- _____. Radiometric Normalization of Temporal Images Combining Automatic Detection of Pseudo-Invariant Features from the Distance and Similarity Spectral Measures, Density Scatterplot Analysis, and Robust Regression. *Remote Sensing*, [S.l.], v. 5, n. 6, p. 2763-2794, 2013.
- CAVALLI, R. M. et al. Hyperspectral Sensor Data Capability for Retrieving Complex Urban Land Cover in Comparison with Multispectral Data: Venice City Case Study (Italy). *Sensors*, [S.l.], v. 8, n. 5, p. 3299-3320, 2008.
- CHEN, X.; VIERLING, L.; DEERING, D. A Simple and Effective Radiometric Correction Method to Improve Landscape Change Detection across Sensors and across Time. *Remote Sensing of Environment*, [S.l.], v. 98, p. 63-79, 2005.
- CLARK, R. N. et al. USGS Digital Spectral Library Splib06a. US Geological Survey, Digital Data Series, [S.l.], n. 231, 2007.
- COPPIN, P. et al. Operational Monitoring of Green Biomass Change for Forest Management. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Bethesda, v. 67, p. 603-611, 2001.
- COPPIN, P. R.; BAUER, M. E. Digital Change Detection in Forest Ecosystems with Remote Sensing Imagery. *Remote Sensing Reviews*, Londres, v. 13, n. 3-4, p. 207-234, 1996.
- COUTO JÚNIOR, A. F.; CARVALHO JÚNIOR, O. A.; MARTINS, E. S. Séries temporais MODIS aplicadas em sucessão de culturas de soja (*Glycine max* (L.) Merrill) e milho (*Zeamays* L.) em sistema de plantio direto. *Revista Brasileira de Cartografia*, Rio de Janeiro, v. 64, n. 3, p. 405-418, 2012.

- COWEN, D.J. et al. The Design and Implementation of an Integrated Gis For Environmental Applications. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Bethesda, v. 61, p. 1393-1404, 1995.
- DAI, X. L.; KHORRAM, S. Remotely Sensed Change Detection Based on Artificial Neural Networks. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Bethesda, v. 65, n. 10, p. 1187-1194, 1999.
- _____. The Effects of Image Misregistration on the Accuracy of Remotely Sensed Change Detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, [S.l.], v. 36, p. 1566-1577, 1998.
- CARVALHO JÚNIOR, O. A., HERMUCHE, P. M., GUIMARÃES, R. F. Identificação regional da floresta estacional decidual na bacia do Rio Paranã a partir da análise multitemporal de imagens MODIS. *Revista Brasileira de Geofísica*, [S.l.], v. 24, n. 3, p. 319-332, 2006.
- DEMARCHI, L. et al. Multiple Endmember Unmixing of CHRIS/Proba Imagery for Mapping impervious Surfaces in Urban and Suburban Environments. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, [S.l.], v. 50, n. 9, p. 3409-3424, 2012.
- DORREN, L.; MAIER, B.; SEIJMONSBERGEN, A. Improved Landsat-Based Forest Mapping in Steep Mountainous Terrain Using Object-Based Classification. *Forest Ecology and Management*, [S.l.], v. 183, n. 1-3, p. 31-46, 2003.
- DU, Y.; TEILLET, P. M.; CIHLAR, J. Radiometric Normalization of Multitemporal High-Resolution Satellite Images with Quality Control for Land Cover Change Detection. *Remote Sensing of Environment*, [S.l.], v. 82, p. 123-134, 2002.
- DURUPT, M.; TAILLANDIER, F. Automatic Building Reconstruction from a Digital Elevation Model and Cadastral Data: An Operational Approach. 2006. Disponível em: <http://www.isprs.org/proceedings/XXXVI/part3/singlepapers/O_14.pdf>. Acesso em: 25 nov. 2016.
- ELVIDGE, C. D. et al. Relative Radiometric Normalization of Landsat Multispectral Scanner (MSS) Data Using an Automatic Scattergram-Controlled Regression. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Bethesda, v. 61, p. 1255-1260, 1995.
- FRANKE, J. et al. Hierarchical Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis (MESMA) of Hyperspectral Imagery for Urban Environments. *Remote Sensing of Environment*, [S.l.], v. 113, n. 8, p. 1712-1723, 2009.
- FRANKLIN, S. E. et al. Mountain Pine Beetle Red-Attack Forest Damage Classification Using Stratified Landsat TM Data in British Columbia, Canada. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Bethesda, v. 69, n. 3 p. 283-288, 2003.
- FUNG, T.; LE DREW, E. Application of Principal Components Analysis to Change Detection. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Bethesda, v. 53, n. 12, p. 1649-1658, 1987.
- GREEN, R. O. et al. Imaging Spectroscopy and the Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS). *Remote Sensing of Environment*, [S.l.], v. 65, p. 227-248, 1998.
- HALL, O.; HAY, G. J. A Multiscale Object-Specific Approach to Digital Change Detection. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, [S.l.], v. 4, p. 311-327, 2003.
- HARDIN, P. J.; JACKSON, M. W.; OTTERSTROM, S. M. Mapping, Measuring, and Modeling Urban Growth. In: JENSEN, R. R.; GATRELL J. D.; MCLEAN D. (Org.). *Geo-Spatial Technologies in Urban Environments: Policy, Practice and Pixels*. 2. ed. Heidelberg: Springer-Verlag, 2007. p. 141-176.
- HEALEY, S. P. et al. Comparison of Tasseled Cap-based Landsat Data Structures for Use in Forest Disturbance Detection. *Remote Sensing of Environment*, [S.l.], v. 97, n. 3, p. 301-310, 2005.
- HEGAZY, I. R.; KALOOP, M. R. Monitoring Urban Growth and Land Use Change Detection with GIS and Remote Sensing Techniques in Daqahlia Governorate Egypt. *International Journal of Sustainable Built Environment*, [S.l.], v. 4, p. 117-124, 2015.
- HEIDEN, U.; SEGL, K.; KAUFMANN, H. Determination of Robust Spectral Features for Identification of Urban Surface Materials in Hyperspectral Remote Sensing Data. *Remote Sensing of Environment*, [S.l.], v. 111, n. 4, p. 537-552, 2007.
- HEO, J.; FITZHUGH, T. W. A Standardized Radiometric Normalization Method for Change Detection Using Remotely Sensed Imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Bethesda, v. 66, n. 2, p. 173-181, 2000.
- HEROLD, M. et al. Spectrometry for Urban Area Remote Sensing – Development and Analysis of a Spectral Library from 350 to 2400 nm. *Remote Sensing of Environment*, [S.l.], v. 91, n. 3-4, p. 304-319, 2004.
- HOBBI, M. L.; GINZLER, C. Accuracy Assessment of Digital Surface Models Based on WorldView-2 and ADS80 Stereo Remote Sensing Data. *Sensors*, [S.l.], v. 12, p. 6347-6368, 2012.

- JARIHANI, A. A. et al. Satellite-Derived Digital Elevation Model (DEM) Selection, Preparation and Correction for Hydrodynamic Modelling in Large, Low-Gradient and Data-Sparse Catchments. *Journal of Hydrology*, [S.l.], v. 524, p. 489-506, 2015.
- JAT, M. K.; GARG, P. K.; KHARE, D. Monitoring and Modelling of Urban Sprawl Using Remote Sensing and GIS Techniques. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, [S.l.], v. 10, n. 1, p. 26-43, 2008.
- JENSEN, J. R. et al. An Evaluation of Coastwatch Change Detection Protocol in South Carolina. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Bethesda, v. 59, n. 4, p. 519-525, 1993.
- JENSEN, J. R.; COWEN, D. C. Remote Sensing of Urban/Suburban Infrastructure and Socio-Economic Attributes. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Bethesda, v. 65, p. 611-622, 1999.
- JOHNSON, R. D.; KASISCHKE, E. S. Change Vector Analysis: A Technique for the Multispectral Monitoring of Land Cover and Condition. *International Journal of Remote Sensing*, Londres, v. 19, p. 3, n. 411-426, 1998.
- KIM, M.; MADDEN, M.; XU, B. GEOBIA Vegetation Mapping in Great Smoky Mountains National Park with Spectral and Non-Spectral Ancillary Information. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Bethesda, v. 76, n. 2, p. 137-149, 2010.
- KIM, M.; MADDEN, M.; WARNER, T. Forest Type Mapping Using Object-Specific Texture Measures from Multispectral IKONOS Imagery: Segmentation Quality and Image Classification Issues. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Bethesda, v. 75, n. 7, p. 819-830, 2009.
- KIM, Z. W.; NEVATIA, R. Automatic Description of Complex Buildings from Multiple Images. *Computer Vision Image Understanding*, v. 96, p. 60-95, 2004.
- LAMBIN, E. F. Monitoring Forest Degradation in Tropical Regions by Remote Sensing: Some Methodological Issues. *Global Ecology and Biogeography*, [S.l.], v. 8, n. 3-4, p. 191-198, 1999.
- LIU, D.; XIA, F. Assessing Object-Based Classification: Advantages and Limitations. *Remote Sensing Letters*, Melbourne, v. 1, n. 4, p. 187-194, 2010.
- LU, D. et al. Change Detection Techniques. *International Journal of Remote Sensing*, Londres, v. 25, n. 12, p. 2365-2407, 2003.
- MENG, X.; CURRIT, N.; ZHAO, K. Ground Filtering Algorithms for Airborne LiDAR Data: A Review of Critical Issues. *Remote Sensing*, [S.l.], v. 2, p. 833-860, 2010.
- MENKE, A. B. et al. Análise das mudanças do uso agrícola da terra a partir de dados de sensoriamento remoto multitemporal no município de Luis Eduardo Magalhães (BA-Brasil). *Sociedade & Natureza*, Uberlândia, v. 21, n. 3, p. 315-326, 2009.
- MIRANDA, A. C. O.; MATOS, C. R. Potencial uso do BIM na fiscalização de obras públicas. *Revista do Tribunal de Contas da União*, Brasília, DF, v. 133, p. 22-31, 2015.
- MUSA, Z. N.; POPESCU, I.; MYNETT, A. A Review of Applications of Satellite SAR, Optical, Altimetry and DEM Data for Surface Water Modelling, Mapping and Parameter Estimation. *Hydrology and Earth System Sciences*, [S.l.], v. 19, p. 3755-3769, 2015.
- MYINT, S. et al. Per-Pixel vs. Object-Based Classification of Urban Land Cover Extraction Using High Spatial Resolution Imagery. *Remote Sensing of Environment*, [S.l.], v. 115, n. 5, p. 1145-1161, 2011.
- NIELSEN, A. A.; CONRADSEN, K.; SIMPSON, J. J. Multivariate Alteration Detection (MAD) and MAF Postprocessing in Multispectral, Bitemporal Image Data: New Approaches to Change Detection Studies. *Remote Sensing of Environment*, [S.l.], v. 64, p. 1-19, 1998.
- OLIVEIRA, S. N. et al. Detecção de mudança do uso e cobertura da terra usando o método de pós-classificação na fronteira agrícola do oeste da Bahia sobre o Grupo Urucua durante o período 1988-2011. *Revista Brasileira de Cartografia*, Rio de Janeiro, v. 66, n. 5, p. 1157-1176, 2014.
- PHINN, S. R. et al. Monitoring the Composition of Urban Environments Based on the Vegetation-Impervious Surface-Soil (VIS) Model by Subpixel Analysis Techniques. *International Journal of Remote Sensing*, Londres, v. 23, n. 20, p. 4131-4153, 2002.
- POLI, D.; TOUTIN, T. Review of Developments in Geometric Modelling for High-Resolution Satellite Pushbroom Sensors. *Photogrammetric Record*, [S.l.], v. 27, p. 58-73, 2012.
- PUENTE, I. et al. Review of Mobile Mapping and Surveying Technologies. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, [S.l.], v. 46, n. 7, p. 2127-2145, 2013.

- RAO, N. R.; GARG, P. K.; GHOSH, S. K. Development of an Agricultural Crops Spectral Library and Classification of Crops at Cultivar Level Using Hyperspectral Data. *Precision Agriculture*, [S.l.], v. 8, n. 4-5, p. 173-185, 2007.
- SAKAMOTO, T. et al. A Crop Phenology Detection Method Using Time-Series MODIS Data. *Remote sensing of environment*, [S.l.], v. 96, n. 3, p. 366-374, 2005.
- SINGH, A. Digital Change Detection Techniques Using Remotely-Sensed Data. *International Journal of Remote Sensing*, Londres, v. 10, p. 989-1003, 1989.
- SILVA, N. C. et al. Change Detection Software Using Self-Organizing Feature Maps. *Revista Brasileira de Geofísica*, [S.l.], v. 30, n. 4, p. 505-518, 2012.
- SKAKUN, R. S.; WULDER, M. A.; FRANKLIN, S. E. Sensitivity of the Thematic Mapper Enhanced Wetness Difference Index to Detect Mountain Pine Beetle Red-Attack Damage. *Remote Sensing of Environment*, [S.l.], v. 86, p. 433-443, 2003.
- SMALL, C. High Resolution Spectral Mixture Analysis of Urban Reflectance. *Remote Sensing of Environment*, [S.l.], v. 88, p. 170-186, 2003.
- SONG, C. et al. Classification and Change Detection Using Landsat TM Data: When and How to Correct Atmospheric Effects? *Remote Sensing of Environment*, [S.l.], v. 75, p. 230-244, 2001.
- SOUZA, I. V. N.; BATISTA, H. M. Estudo dos benefícios econômicos gerados pelas fiscalizações de obras públicas, realizadas pelo Tribunal de Contas da União, no estado do Rio Grande do Norte, no período de 2011 e 2012. 2013. 67 f. (Trabalho de Conclusão de Curso) – Departamento de Ciências Contábeis da Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2013.
- SUN, C. et al. Quantifying Different Types of Urban Growth and the Change Dynamic in Guangzhou Using Multi-Temporal Remote Sensing Data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, [S.l.], v. 21, p. 409-417, 2013.
- TEWKESBURY, A. P. et al. A Critical Synthesis of Remotely Sensed Optical Image Change Detection Techniques. *Remote Sensing of Environment*, [S.l.], v. 160, p. 1-14, 2015.
- THOMAS, N.; HENDRIX, C.; CONGALTON, R. G. A Comparison of Urban Mapping Methods Using High-Resolution Digital Imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Bethesda, v. 69, n. 9, p. 963-972, 2003.
- TOWNSHEND, J. R. G. et al. The Impact of Misregistration on Change Detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, [S.l.], v. 30, n. 5, p. 1054-1060, 1992.
- TRIAS-SANZ, R., STAMON, G., LOUCHET, J. Using Colour, Texture, and Hierarchical Segmentation for High-Resolution Remote Sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, [S.l.], v. 63, n. 2, p. 156-168, 2008.
- VITAL, A. L. F. et al. Fiscobras: uma obra em construção. *Revista do Tribunal de Contas da União*, Brasília, DF, v. 133, p. 32-39, 2015.
- WEISMILLER, R. A. et al. Change Detection in Coastal Zone Environments. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Bethesda, v. 43, p. 1533-1539, 1977.
- WENTZ, E. A. et al. Supporting Global Environmental Change Research: A Review of Trends and Knowledge Gaps in Urban Remote Sensing. *Remote Sensing*, [S.l.], v. 6, n. 5, p. 3879-3905, 2014.
- WU, C.; MURRAY, T. A. Estimating Impervious Surface Distribution by Spectral Mixture Analysis. *Remote Sensing of Environment*, [S.l.], v. 84, n. 4, p. 493-505, 2003.
- YADAV, P. K.; KAPOOR, M.; SARMA, K. Land Use Land Cover Mapping, Change Detection and Conflict Analysis of Nagzira-Navegaon Corridor, Central India Using Geospatial Technology. *International Journal of Remote Sensing and GIS*, Deli, v. 1, n. 2, p. 90-98, 2012.
- YU, Q. et al. Object-Based Detailed Vegetation Classification with Airborne High Spatial Resolution Remote Sensing Imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Bethesda, v. 72, n. 7, p. 799-811, 2006.
- YUAN, F. et al. Land Cover Classification and Change Analysis of the Twin Cities (Minnesota) Metropolitan Area by Multitemporal Landsat Remote Sensing. *Remote Sensing of Environment*, [S.l.], v. 98, n. 2, p. 317-328, 2005.
- ZOMER, R. J.; TRABUCCO, A.; USTIN, S. L. Building Spectral Libraries for Wetlands Land Cover Classification and Hyperspectral Remote Sensing. *Journal of Environmental Management*, [S.l.], v. 90, n. 7, p. 2170-2177, 2009.
- ZULLO JÚNIOR, J. Correção atmosférica de imagens de satélite e aplicações. 1994. 191 p. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 1994.