|  |
| --- |
| **ESTIMATIVA DO VOLUME DE MADEIRA DE TECA UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**  **E IMAGENS ORBITAIS** EDITAL – IFMT Nº 046/2015 **RELATÓRIO FINAL**  Coordenador do Projeto: Alexandre dos Santos  Aluno(s) Bolsista(s): Jacqueline Miranda Ferreira  Cáceres – MT, 10 de Outubro de 2016 |

**Identificação**

a) Título do Projeto: Estimativa do volume de madeira de teca utilizando redes neurais artificiais e imagens orbitais.

b) Início e fim do Projeto: 01/10/2015 a 10/10/2016

c) Nome do Orientador: Alexandre dos Santos

d) Nome do Aluno Bolsista: Jacqueline Miranda Ferreira

e) Instituição/*Campus*: IFMT – *Campus* Cáceres

1. **INTRODUÇÃO**

O sucesso da cadeia produtiva de base florestal depende fortemente de um plantio bem manejado, o qual possa oferecer um produto final de alta qualidade. É exigido um monitoramento frequente do desenvolvimento das árvores dentro de uma unidade de produção e a tomada de decisões estratégicas vai garantir que as árvores alcancem o fim da rotação atendendo aos objetivos estabelecidos serraria, celulose, etc. (BERRA, 2013).

Para se fazer o monitoramento do desenvolvimento das árvores, é preciso fazer a estimação de estoques de crescimento e de colheita, pois fornece informações quantitativas sobre a floresta, auxiliando na definição de planos de manejo e em análises econômicas de prescrições das atividades a serem executadas no povoamento. O manejo florestal torna-se, portanto, imprescindível para a geração de produtos, serviços e/ou benefícios diretos e indiretos, com a garantia de sustentabilidade (econômica, social e ambiental), a partir de uma floresta (CAMPOS; LEITE, 2013).

O volume de madeira em cada unidade amostral é obtido pela aplicação de modelos volumétricos como Husch, Hohenald e Kreen e Schumacher e Hall, de razão volumétrica ou de afilamento, que em sua maioria possuem como variáveis independentes o diâmetro com casca a 1,3 m de altura a partir da superfície do solo e a altura total da árvore (CAMPOS; LEITE, 2013; BINOTI et al., 2013a). Porém, as empresas de base florestal têm investido recursos financeiros consideráveis para melhorar sua competitividade e sustentabilidade perante os mercados nacional e internacional. Seu principal foco desses investimentos é a redução de custos de produção através de pesquisas, desenvolvimento de novos procedimentos operacionais, da mecanização, da terceirização de processos e da reengenharia (LOPES E MACHADO, 2003).

Uma das técnicas mais promissoras para fazer o inventário florestal, é o uso do sensoriamento remoto, que ao contrário do método tradicional, permite adquirir informações dos objetos de forma não destrutiva, sem que haja contato físico direto com o mesmo, em larga escala e em tempo real. Por meio de sensores, os dados espectrais captados podem ser relacionados com os parâmetros biofísicos da vegetação, como volume da madeira, e que definem a sua variabilidade espacial (RIBEIRO, 2008). Estes dados espectrais podem ser transformados em índices de vegetação, que têm por função maximizar a variável em estudo (no caso, volume da madeira) e minimizar diferentes fatores de variação, como a arquitetura do dossel, a influência dos solos, o estádio de desenvolvimento das plantas, a geometria de iluminação e a de visada. (GITELSON et al., 1996; HABOUDANE et al., 2004).

Imagens do sensor TM do satélite Landsat 5 vêm sendo empregadas nas estimativas de parâmetros florestais, como demonstrados por diversos autores (BERRA et al., 2012, ALVES et al., 2013; BERRA, 2013; LEAL et al., 2013;

O sensor multiespectral do satélite Rapideye apresenta melhor resolução espacial, espectral e radiométrica que o sensor TM. Entretanto, não se tem conhecimento de estudos na área florestal, o que motiva a investigação.

Outra ferramenta também utilizada para se projetar o volume e a altura das árvores é através do emprego de modelos de redes neurais artificiais (RNA). Elas têm sido empregadas com sucesso na área florestal para estimar altura (BINOTI et al., 2013ab), crescimento e produção (CASTRO et al., 2013ab), volume (BINOTI et al., 2014; GORGENS et al., 2009), entre outros, todos em plantios comerciais de eucalipto.

Segundo Binoti et al. (2013ab), as RNAs reduzem significativamente no custo do inventário, pois diminui a necessidade de aferição da leitura em campo, visto que a fase amostragem é responsável pela maior parte dos custos de um inventário florestal. Para Castro et al. (2013a), os tradicionais modelos de regressão, muitas vezes, são inviáveis em razão da quantidade de submodelos e das funções que os compõem (complexidade), além da falta de dados e estudos.

Objetivo geral:

HIPÓTESE I: O volume de madeira por parcela obtido a partir do inventário florestal apresenta correlação com as bandas e os índices de vegetação e a estimativa dessa variável pode ser feita a partir de dados de sensoriamento remoto.

Para verificar a possibilidade de estimar o volume com casca por parcela (m³/ha) por meio das redes neurais artificiais, foi realizada, primeiramente, a análise de correlação entre o volume por parcela observado nos inventários florestais e as variáveis espectrais bandas e índices de vegetação (Tabela 2).

Com objetivo de verificar o melhor tipo de produto do sensoriamento remoto (resoluções espacial e espectral) e as melhores variáveis (bandas e índices de vegetação) para estimar volume com casca por parcela foram selecionadas uma imagem do satélite Landsat 5 TM (22/05/2011) e uma imagem do satélite RapidEye (20/06/2011), disponíveis próximos ao período do inventário florestal (janeiro a março de 2011).

Com objetivo de verificar a melhor época de aquisição das imagens e as melhores variáveis (bandas e índices de vegetação) para estimar volume com casca por parcela foram selecionadas três imagens do satélite Landsat 5 TM no ano de 2009 (08/01/2009, 30/04/2009 e 03/07/2009) disponíveis próximos ao período do inventário florestal (janeiro a março de 2009).

1. **METODOLOGIA**
   1. **Caracterização da área de estudo e obtenção de dados**

A área de estudo compreende 1130,6 hectares de plantio com *Tectona grandis* L.f. pertencente a uma empresa do setor florestal, com espaçamento 3 x 3 m, localizada no município de Cáceres/MT. O clima é tropical estacional com duas estações bem definidas, uma seca no inverno, de maio a setembro, e uma chuvosa no verão, de novembro a abril (DALLACORT et al., 2014).

Utilizaram-se dados de medições de 227 parcelas circulares permanentes com área de 452,389 m2 (raio de 12 m) de inventários florestais contínuos realizados em um povoamento seminal de teca localizado em uma área com dois anos de plantio (1999 e 2000). Foi realizado um desbaste entre os anos 2009 e 2010. Essas parcelas foram medidas em três idades.

Em todas as parcelas foram mensurados: os diâmetros com casca a 1,30 de altura do solo em todas as árvores com suta; as alturas totais de 25% das árvores da parcela e de cinco árvores dominantes com clinômetro eletrônico de Haglof. As estimativas do volume com casca (Vcc) e da altura total (Ht) das árvores não mensuradas foram obtidas através dos seguintes modelos:

ln (Ht) = β0 + β1 DAP-1 + β2 ln(Hd) + E Leite e Andrade (2003) (1)

ln (Vcc) = β0 + β1 ln(DAP) + β2 ln(Ht) + E Schumacher e Hall (1933) (2)

em que,

β0, β1 e β2 : coeficientes do modelo de regressão;

DAP : diâmetro à altura do peito (cm);

Hd : altura dominante (m);

E : erro aleatório.

O volume com casca por parcela (m3 ha-1) foi obtido somando os volumes com casca individuais das árvores.

As estatísticas de ajuste para os modelos supracitados não foram fornecidas pela empresa do setor florestal.

* 1. **Processamentos das imagens**

Com objetivo de verificar a melhor época de aquisição das imagens para estimar volume com casca por parcela foram selecionadas três imagens do satélite Landsat 5, sensor TM, órbita 228 e ponto 71, em três datas de passagem 08/01/2009, 30/04/2009 e 03/07/2009 (estação da seca, quando as folhas da teca caem), disponíveis próximos ao período do inventário florestal, realizado de janeiro a março de 2009.

Com objetivo de verificar o melhor tipo de produto do sensoriamento remoto (resoluções radiométrica, espacial e espectral) para estimar volume com casca por parcela foram selecionadas uma imagem do satélite Landsat 5 / TM (órbita 228 e ponto 71) na data de passagem 22/05/2011, e uma imagem do satélite RapidEye, sensor multiespectral, na data de passagem 20/06/2011, disponíveis próximos ao período do inventário florestal (janeiro a março de 2011).

Do satélite Landsat 5 / TM também foi obtida uma imagem na data de passagem de 20/06/2010, órbita 228 e ponto 71. Os dados dos satélites estão apresentados na Tabela 1.

Tabela 1. Informações dos satélites utilizados no estudo

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Bandas espectrais | Landsat 5 / TM | Rapideye / multiespectral |
| Resolução espectral (Resolução espacial / Resolução radiométrica) | |
| Azul - B | 0,450 – 0,520 µm (30 m / 8 bits) | 0,440 – 0,510 µm (5 m\* / 12 bits) |
| Verde - G | 0,520 – 0,600 µm (30 m / 8 bits) | 0,520 – 0,590 µm (5 m\* / 12 bits) |
| Vermelho - R | 0,630 – 0,690 µm (30 m / 8 bits) | 0,630 – 0,685 µm (5 m\* / 12 bits) |
| RedEdge  (transição entre as bandas R e NIR) | --- | 0,690 – 0,730 µm (5 m\* / 12 bits) |
| Infravermelho próximo - NIR | 0,760 – 0,900 µm (30 m / 8 bits) | 0,760 – 0,850 µm (5 m\* / 12 bits) |

\* Tamanho do pixel ortorretificado.

Todas as imagens foram processadas no programa computacional SPRING 5.2.1. (Câmera et al., 1996). Primeiramente, as imagens foram recortadas para o tamanho da área de estudo e georreferenciadas utilizando-se uma planta topográfica planimétrica. O método utilizado para fazer a reamostragem dos pixels foi o vizinho mais próximo.

As bandas do satélite Landsat 5 / TM foram normalizadas radiometricamente utilizando o Método da Uniformização das Variâncias (MUV), sendo que as bandas obtidas na data de passagem de 08/01/2009 foram utilizadas como referência e as outras bandas das outras datas como ajuste (30/04/2009, 03/07/2009, 20/06/2010 e 22/05/2011). O objetivo foi corrigir as variações dos níveis de cinza dos pixels em cada banda espectral de uma série temporal de imagens causadas pelas mudanças de iluminação do ambiente.

Para associar os dados dos inventários florestais (volume com casca da parcela) com os níveis de cinza dos pixels em cada banda espectral, foram delimitadas áreas do mesmo formato e tamanho das parcelas (raio de 12 m) a partir das coordenadas geodésicas (obtidas com GPS) do centro da parcela, utilizando a ferramenta “Mapa de distância” do programa SPRING 5.2.1. Deste modo, os valores de níveis de cinza para cada banda espectral (R, G, B, NIR e RedEdge) e parcela foram obtidos de duas maneiras: a primeira quando a parcela está contida em um único pixel, onde o valor do nível de cinza corresponde ao próprio pixel; e a segunda quando a parcela envolve dois a quatro pixels sendo feitas médias aritméticas.

Sete índices de vegetação (sendo somente quatro índices foram determinados para o satélite Landsat 5 / TM devido a limitação da banda RedEdge) foram determinados neste estudo com combinações de duas bandas espectrais ou mais, de acordo com as Equações:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | Rouse et al. (1974) | (3) |
|  | Rondeaux et al. (1996) | (4) |
|  | Gitelson et al. (1996) | (5) |
|  | Haboudane et al. (2004) | (6) |
|  | Barnes et al. (2000) | (7) |
|  | Haboudane et al. (2002) | (8) |
|  | Daughtry et al. (2000) | (9) |

em que,

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| NDVI | : | Índice de vegetação da diferença normalizada; |
| OSAVI | : | Índice de vegetação ajustado ao solo otimizado; |
| GNDVI | : | Índice de vegetação da diferença normalizada utilizando a banda G; |
| MTVI2 | : | Índice de vegetação triangular modificado 2; |
| NDRE | : | Índice de vegetação da diferença normalizada utilizando a banda RedEdge; |
| TCARI | : | Índice da absorção da clorofila transformado; |
| MCARI | : | Índice da absorção da clorofila modificado. |

* 1. **Análise de Correlação**

Para verificar a possibilidade de estimar o volume com casca por parcela (m³/ha) por meio das redes neurais artificiais, foram determinados os coeficientes de correlação de Pearson entre as variáveis espectrais bandas e índices de vegetação e o volume por parcela observado nos inventários florestais.

* 1. **Processamentos das Redes Neurais Artificiais (RNAs)**

As estimavas do volume com casca por parcela por meio das RNAs foram simuladas com todas as combinações possíveis de entrada. As variáveis de entrada foram classificadas em quantitativas: cinco bandas espectrais (B, G, R, NIR e RedEdge) e sete índices de vegetação.

As parcelas foram selecionadas aleatoriamente em três grupos, o primeiro grupo para o treinamento da rede (50% ou 115 parcelas selecionadas), o segundo grupo para seleção (25% ou 56 parcelas) e o terceiro grupo para validação (25% ou 56 parcelas), ou seja, para avaliar a capacidade de estimação das redes para dados desconhecidos.

Foram treinadas 300 redes e selecionadas as cinco melhores. O treinamento das RNAs foi realizado por meio da ferramenta “Intelligent Problem Solver” do programa computacional Statistica 7 (STATSOFT; INC, 2007). Essa ferramenta normaliza os dados no intervalo de 0 a 1 e testa todos os possíveis tipos (Linear, Perceptron de Múltiplas Camadas e “Radial Basis Function”) e arquiteturas de redes.

As melhores RNAs foram selecionadas com base na correlação entre o volume com casca por parcela observado e estimado pelas redes, na estabilidade dos índices de treinamento das redes fornecidos pelo programa computacional nas fases de treinamento (criação da RNA), de seleção (parada do treinamento) e de avaliação (aplicação de um conjunto de dados não utilizados no treinamento) e, por último, na arquitetura da rede mais simples.

Os valores observados e estimados do volume com casca por parcela das redes selecionadas foram comparados pelo teste estatístico L&O ao nível de significância de 5% desenvolvido por Leite e Oliveira (2002). As RNAs que se apresentaram estatisticamente iguais foram analisadas graficamente, sendo as demais não apresentadas.

Avaliaram-se também a raiz quadrada do erro médio (RQME) e os gráficos de distribuição dos erros percentuais. De acordo com Campos e Leite (2013) quanto menores as estimativas de RQEM, mais confiável é o modelo ajustado, a RQME foi obtida por:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (10) |

em que, *n*: número total de parcelas;: é a média dos volumes com casca por parcela observados nos inventários.

O erro percentual obtido foi dado por:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (11) |

em que: e são, respectivamente, volume com casca por parcela observado nos inventários florestais e volume com casca por parcela estimado pela rede neural artificial.

1. **RESULTADOS E DISCUSSÃO**

Para verificar a possibilidade de estimar o volume com casca por parcela (m³/ha) por meio das redes neurais artificiais e imagens digitais, foi realizada, primeiramente, a análise de correlação entre o volume por parcela observado nos inventários florestais (anos 2009, 2010 e 2011) e as variáveis espectrais bandas e índices de vegetação (Tabela 2).

Tabela 2 – Análise de correlação entre o volume por parcela observado nos inventários florestais e as variáveis espectrais (G, R, RedEdge, NIR, NDVI, OSAVI, GNDVI, MTVI2, NDRE, TCARI e MCARI)

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Landsat 5 / TM | | | | | RapidEye |
|  | 08/01/2009 | 30/04/2009 | 03/07/2009 | 20/06/2010 | 22/05/2011 | 20/06/2011 |
| G | 0,25 | -0,51 | -0,41 | -0,40 | -0,66 | -0,57 |
| R | 0,06ns | -0,44 | -0,32 | -0,21 | -0,55 | -0,54 |
| RedEdge | --- | --- | --- | --- | --- | -0,46 |
| NIR | 0,72 | 0,10ns | 0,13ns | 0,05ns | 0,04ns | 0,33 |
| NDVI | 0,33 | 0,42 | 0,32 | 0,24 | 0,50 | 0,63 |
| OSAVI | -0,29 | 0,42 | 0,32 | 0,24 | 0,49 | 0,63 |
| GNDVI | 0,33 | 0,44 | 0,34 | 0,37 | 0,59 | 0,65 |
| MTVI2 | 0,50 | 0,36 | 0,26 | 0,16 | 0,39 | 0,55 |
| NDRE | --- | --- | --- | --- | --- | 0,66 |
| TCARI | --- | --- | --- | --- | --- | 0,48 |
| MCARI | --- | --- | --- | --- | --- | 0,53 |
| ns: Coeficiente de correlação de Pearson não significativo ao nível de 5%. | | | | | | |

Com exceção da data de aquisição 08/01/2009, as bandas G, R e RedEdge apresentaram correlações negativas com o volume com casca por parcela, enquanto os índices de vegetação e a banda NIR apresentaram correlações positivas, correlações essas que variaram de fraca a moderada, de 0,04 a 0,72.

Resultados semelhantes foram encontrados por Berra et al. (2012) quando estudaram a correlação entre os dados espectrais (bandas B, G, R e NIR e índices NDVI e RS) do satélite Landsat 5 / TM e o volume por parcela para plantios de *Eucalyptus* sp., localizados na região leste do Rio Grande do Sul. Os autores encontraram correlações positivas com os índices de vegetação e a banda do NIR e correlações negativas com as bandas da região do visível, sendo que as maiores correlações encontradas foram com os índices NDVI e RS (0,79 e 0,82, respectivamente) e a banda R (-0,78).

Miguel et al. (2015) também encontraram correlações positivas que variaram de fraca a moderada entre o volume de madeira por parcela de um fragmento de cerradão localizado no município de Palmas/TO e os índices de vegetação EVI2, NDVI,  SAVI e RS  (0,49, 0,48, 0,48 e 0,51, respectivamente) obtidos a partir de dados do sensor LISS‑III do satélite ResourceSat1. Segundo os autores, apesar da não ocorrência de altas correlações, a rede neural artificial apresentou bom desempenho para estimar volume de madeira, com baixo valor para erro-padrão residual e alto coeficiente de correlação entre os valores observados e estimados.

As baixas correlações dos índices de vegetação podem estar relacionadas à aparência de um dossel em imagens de um sensor multiespectral orbital, pois tanto a região do visível quanto na do infravermelho próximo, a reflectância do dossel da vegetação exibe um caráter assintótico (não linear) em face do aumento contínuo do índice de área foliar - IAF (PONZONI, 2001). A reflectância do dossel na região do visível diminui quase exponencialmente com aumento do IAF até atingir valor próximo de zero (quando o IAF assume valores entre 2 e 3). Já na região do infravermelho próximo, a reflectância aumenta quase exponencialmente com aumento do IAF até que seja atingido seu ponto de saturação (quando o IAF assume valores entre 6 e 8).

As maiores correlações encontradas foram com as bandas G e R e índices relacionados ao teor de clorofila foliar (GNDVI e NDRE), indicando que o volume com casca por parcela tende a estar mais correlacionado com bandas e índices que são mais sensíveis ao teor de clorofila foliar para este estudo. Berra (2013) correlacionou volume de madeira de um povoamento jovem de *Pinus elliottii*, com as bandas espectrais dos sensores LIS-III/ResourceSat1 (resolução espacial de 23,5 m) e TM/Landsat 5, localizado no litoral sudeste do Rio Grande do Sul, encontrou correlações significativas para todas as bandas, sendo que a maior correlação para o sensor LISS-III foi a banda G (0,721) e para o sensor TM foi a banda NIR (0,711), corroborando com o resultado deste estudo.

A melhor resolução espacial, radiométrica e espectral do satélite RapidEye (data de aquisição 20/06/2011) em comparação com o satélite Landsat 5 / TM (data de aquisição 22/05/2011), melhorou as correlações entre as variáveis espectrais com o volume com casca por parcela observado, principalmente para a banda do NIR e para os índices de vegetação. Resultados semelhantes foram encontrados por Berra (2013).

No gráfico de caixa da Figura 1 se tem uma visualização da distribuição dos valores de níveis de cinza das bandas G, R e NIR do satélite Landsat 5 / TM para as datas de aquisição 08/01/2009, 30/04/2009 e 03/07/2009. Ao se analisar os valores de níveis de cinza do dossel da teca nas datas de aquisição das imagens, verifica-se que os mesmos tendem a apresentar o comportamento espectral característico das florestas, com valores baixos na região do visível (bandas G e R) e altos na região do infravermelho próximo (NIR).

Nas datas 08/01/2009 e 30/04/2009, os valores de mediana para as bandas G e R são similares, já para a data 03/07/2009, os valores de mediana e demais parâmetros descritivos são mais altos. Para a data 03/07/2009, a mediana da banda R é mais alta que a banda G. Observa-se também que os valores de mediana para a banda NIR tendem a diminuir à medida que se aumenta as datas de aquisição das imagens. Demonstrando que existe algum fator variando temporalmente que pode estar influenciando os valores de níveis de cinza nas datas de aquisição das imagens.

Estes resultados podem estar relacionados às folhas da teca caírem durante a estação seca (com diminuição do IAF), entre os meses maio e setembro para a região de Cáceres/MT, e o solo fica coberto por espesso folhedo. Segundo Ponzoni (2001), em geral, dosséis com grandes quantidades de folhas verdes (com maior IAF) refletem muito mais na região do infravermelho próximo (devido ao espalhamento interno sofrido pela radiação em função da disposição da estrutura morfológica da folha e ao espalhamento múltiplo entre as diferentes camadas das folhas), mas refletem muito pouco no vermelho (devido à ação dos pigmentos presentes nas folhas, que absorvem a radiação para realização da fotossíntese, e das sombras que se projetam entres as folhas). Entretanto, com a diminuição dos valores de IAF, o efeito da reflectância do solo aumenta, tendendo a tornar a reflectância do dossel cada vez mais semelhante à reflectância do solo (em geral, a reflectância do solo aumenta com o aumento do comprimento de onda, principalmente nas regiões do visível e do infravermelho próximo).

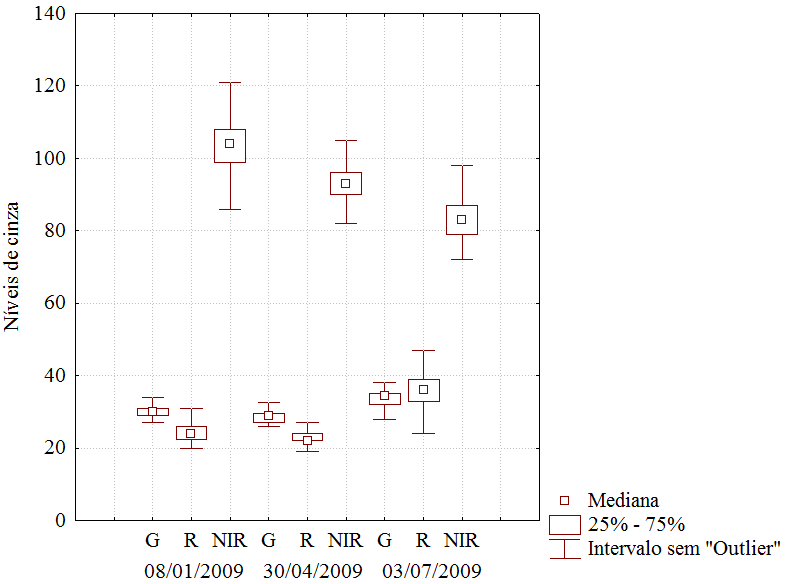


Figura 1 – Gráfico de caixa da distribuição dos níveis de cinza das bandas G, R e NIR do satélite Landsat 5 / TM em três datas de aquisição de imagens.

A descrição das RNA obtidas e as estatísticas obtidas durante o treinamento e a generalização estão apresentadas na Tabela 3.

Os modelos ajustados pelas redes neurais apresentaram coeficiente de correlação variando entre 0,59 a 0,85, coeficiente de determinação variando entre 0,35 a 0,70 e RQEM variando entre 25,51 a 39,69% (Tabela 4).

Alves et al. (2013) encontraram relação entre as informações provenientes do Plano de Manejo Florestal de Alto Molise, uma área na Itália, com os valores das estimativas de volume por parcela obtidos com o algoritmo K-Nearest Neighbor e dados do sensor HGRs do satélite SPOT 5 (4 bandas espectrais e NDVI), com coeficiente de correlação de 0,63 e RQEM de 27,81%. Segundo os autores, a correlação não muito alta pode ser explicada pela diferença temporal existente entre a imagem e os dados do inventário florestal, como também pelas atividades de exploração e gestão dessas áreas florestais.

Observa-se que os valores de RQEM foram superiores àqueles encontrados pelo método de inventário florestal tradicional. Indicando que os modelos não se mostraram eficientes para estimar volume a partir de dados espectrais e redes neurais artificiais. Entretanto, os dados espectrais permitem estimativas do volume em 100% da área e de forma não destrutiva.

Miguel et al. (2015) utilizando redes neurais artificiais para estimar o volume de madeira por parcela de um fragmento de cerradão, tendo como entrada índices de vegetação (EVI2, NDVI, SAVI e RS) do satélite ResourceSat1, sensor LISS-III, e área basal, encontraram baixo valor para o erro-padrão residual (4,93%) e alto coeficiente de correlação entre os valores observados e estimados pela rede (0,99). Segundo os autores, a superioridade destas estatísticas pode estar relacionada à influência da variável área basal no modelo, à intensidade amostral (18% da área foi amostrada), à resolução espacial e espectral do sensor LISS‑III e às características da vegetação estudada.

Verificou-se que a melhor resolução do satélite RapidEye não forneceu resultado melhor para estimativa do volume por parcela.

Berra (2013) concluiu em seu trabalho que os sensores LISS-III/ResourceSat1 e TM/Landsat 5 (com diferentes resoluções) apresentaram alta similaridade para estimar o volume por parcela de um povoamento jovem de Pinus através de modelos de regressão com o método de seleção de variáveis Stepwise. Utilizando como variáveis independentes somente as bandas, para o sensor LISS-III o modelo que apresentou melhor coeficiente de determinação ajustado e o menor erro padrão da estimativa (R2 = 0,72 e Sxy = 24,60 m3/ha, respectivamente) foi o que utilizou as bandas G e NIR, já para o sensor TM o modelo que apresentou ajuste foi o que utilizou as bandas G, NIR e infravermelho médio (R2 = 0,70 e Sxy = 25,24 m3/ha). Utilizando como variáveis independentes somente os índices de vegetação, para o sensor LISS-III o modelo que apresentou melhor ajuste foi o que utilizou o índice GNDVI (R2 = 0,70 e Sxy = 25,35 m3/ha), já para o sensor TM o modelo que apresentou ajuste foi o que utilizou o índice MVI (R2 = 0,68 e Sxy = 27,88 m3/ha).

Tabela 3 - Características das redes neurais artificiais (RNA) selecionadas e estatísticas das estimativas do volume com casca por parcela

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  | **Treinamento** | | |
| **Satélite**  **Data** | **Tipo e**  **Arquitetura\*** | **Variáveis de entrada** | **Algoritmo de treinamento** | **Índice do treino** | **Índice da seleção** | **Índice da avaliação** |
| Landsat 5/TM  08/01/2009 | MLP  5-11-8-1 | R, NIR, OSAVI, GNDVI e MTVI2 | BP100, CG20, CG32b | 0,12483 | 0,11862 | 0,12605 |
| Landsat 5/TM  30/04/2009 | MLP  4-11-7-1 | R, NIR, NDVI e MTVI2 | BP100, CG20, CG123b | 0,128946 | 0,135065 | 0,158802 |
| Landsat 5/TM  03/07/2009 | MLP  4-11-8-1 | R, NIR, OSAVI e MTVI2 | BP100, CG20, CG56b | 0,143597 | 0,149263 | 0,141666 |
| Landsat 5/TM  20/06/2010 | Linear  4-1 | R, NDVI, OSAVI e MTVI2 | PI | 0,141512 | 0,139565 | 0,131262 |
| Landsat 5/TM  22/05/2011 | MLP  5-11-6-1 | G, R, NDVI, OSAVI e MTVI2 | BP100, CG20, CG5b | 0,146160 | 0,088597 | 0,104942 |
| RapidEye  20/06/2011 | MLP  6-12-6-1 | G, NIR, OSAVI, GNDVI, MTVI2 e MCARI | BP100, CG20, CG16b | 0,124805 | 0,095901 | 0,105325 |

# MLP: Perceptron de Múltiplas Camadas; \*: número de neurônios em cada camada; BP100, CG20, CG123b: 100 épocas de do algoritmo “back propagation”, seguido por 20 épocas do “conjugate gradient descente”, seguido por 123 épocas do “conjugate gradient descente”, em que o treinamento foi encerrado devido ao over-learning (memorização) e a rede com menor erro de seleção foi restaurada; PI: “Pseudo-Invert”.

Na Figura 1 são apresentados os gráficos de dispersão dos erros percentuais da generalização para estimar volume por parcela. A rede neural selecionada utilizando dados espectrais do satélite RapidEye, data de aquisição da imagem 20/06/2011, não apresentou tendenciosidade na dispersão dos erros percentuais, porém com estimativas de baixa precisão para qualquer valor de volume com casca por parcela. Enquanto as outras redes apresentaram tendência de superestimação para pequenos valores de volume com casca por parcela e subestimação para altos valores, indicando que os erros podem estar correlacionados, e, consequentemente, os modelos não são válidos e confiáveis para estimativas de volume com casca por parcela.

Leal et al. (2013) visando estimar volume por parcela em um povoamento de *Eucalyptus urophylla* S. T. Blake, em Rio Verde / GO, com 6,5 anos de idade, utilizou somente o NDVI (obtido do satélite Landsat 5 / TM) como variável independente em cinco modelos de regressão. Entretanto, todos os modelos superestimaram o volume das parcelas com até 10 m³/parcela e subestimaram o volume das parcelas com volume superior a 10 m³/parcela.

Berra (2013) encontrou tendência de superestimava nos menores volumes e subestimação nos maiores volumes, sendo que os maiores desvios ocorrem para volumes acima de 100 m3/ha, quando as árvores estavam com 7 e 8 anos de idade, período onde se observou o início do fechamento total das copas.

Miguel et al. (2015) não encontraram tendência nos modelos ajustados pelas redes e regressão para estimar volume

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |
|  |  |

Figura 1. Dispersão dos erros percentuais da generalização das redes neurais artificiais (RNA) selecionadas para estimar volume com casca das parcelas.

Observa-se na Tabela 4 que o teste L&O detectou diferenças significativas entre os valores estimados pelas redes neurais e seus respectivos valores observados (α = 5%), o que indica que os modelos ajustados não são válidos e confiáveis para estimativas de volume de madeira por parcela, tendo-se como variáveis de entrada dados espectrais (bandas e índices de vegetação).

Tabela 4. Resumo dos resultados obtidos quando aplicado o procedimento estatístico proposto por Leite e Oliveira (2002)

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Estatística** | **Landsat 5 / TM**  **08/01/2009** | **Landsat 5 / TM**  **30/04/2009** | **Landsat 5 / TM**  **03/07/2009** | **Landsat 5 / TM**  **20/06/2010** | **Landsat 5 / TM**  **22/05/2011** | **RapidEye**  **20/06/2011** |
| *r2* | 0,6996 | 0,3540 | 0,4606 | 0,3650 | 0,5536 | 0,5013 |
| RQME (%) | 25,2172 | 33,9688 | 28,4345 | 33,4820 | 28,9870 | 27,4350 |
|  | 0,0678 | 0,0671 | 0,03905 | 0,1902 | 0,1463 | 0,0760 |
|  | 0,8364 | 0,5950 | 0,6787 | 0,6041 | 0,7440 | 0,7080 |
| F(H0) | 33,2781\* | 27,9750\* | 10,3070\* | 12,0350\* | 19,1175\* | 20,8600\* |
| t () | 2,1121\* | 1,1542ns | 0,9115ns | 1,9862ns | 2,4862\* | 1,3682ns |
|  | não | não | não | não | não | não |
| Resultado |  |  |  |  |  |  |

*r2*: coeficiente de determinação; RQEM: raiz quadrada do erro quadrático médio;: erro médio; : são dois vetores de dados quantitativos, em que *j* indica o método alternativo (redes neurais e dados espectrais) e 1, o método padrão; : coeficiente de correlação; ns e \*: não significativo e significativo ao nível de 5 % de probabilidade, respectivamente.

Os resultados encontrados neste estudo confirmam os apresentados em outros trabalhos, demostrando que as redes neurais artificiais e os dados espectrais derivados do sensor TM / Landsat 5 e Rapideye podem ser utilizados para a estimativa do volume de madeira de florestas comerciais de teca na área de estudo. Apresentando como vantagens, em relação aos métodos tradicionais (alto custo dos inventários florestais, amostragem cobrem menos de 2% da área total), estimativas que cobrem 100% da área, com menor tempo e custo, além de ser não destrutivo). Sabe-se que a coleta de dados é responsável pela maior parte dos custos de um inventário florestal.

Nos próximos estudos, sugere-se que novas técnicas sejam avaliadas, acrescentando a variável área basal.

1. **CONCLUSÕES**

Os resultados obtidos indicam a existência de correlações entre o volume de madeira levantados em campo e os dados espectrais (bandas e índices de vegetação), demonstrando assim a possibilidade de utilização da metodologia para a estimativa do volume por redes neurais.

A metodologia utilizada demonstrou potencial de aplicação de forma integrada aos inventários tradicionais.

1. **REFERÊNCIAS**

Assinatura do Orientador\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Assinatura do Bolsista\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Data: 31/10/2016