APLICAÇÃO DE TÉCNICAS DE CLASSIFICAÇÃO DE EM IMAGEAMENTO AÉREO COM RPA PARA DETERMINAÇÃO DE CLASSES DE PRODUTIVIDADE DO TRIGO.

Jonathan Lucas de Matos Diniz (PIBIC), Alaine Margarete Guimarães (Orientadora), e-mail: guimaraesalaine@gmail.com.

Universidade Estadual de Ponta Grossa/Departamento do Informática.

Ciência da Computação - Metodologia e Técnicas da Computação.

Palavras-chave: VANT, agricultura de precisão, sensoriamento remoto.

Resumo

A agricultura de precisão baseia-se na determinação de diferentes áreas de manejo, permitindo a redução de custos e de impactos ambientais. Uma das maneiras de avaliar tais áreas é pela produtividade, classificando-as em faixas de baixa, média e alta produtividade. Para determinar essas classes, ferramentas de sensoriamento remoto podem ser utilizadas, tais como, imageamento aéreo com satélites ou aviões. O presente trabalho apresenta uma alternativa acessível com a utilização de aeronaves remotamente pilotadas (RPAs) e técnicas de mineração dados para determinar as classes de produtividade da cultura do trigo. Os experimentos foram realizados em julho de 2016, em uma área localizada em Piraí do Sul – PR, onde foi semeado trigo (Tbio Sinuelo). Foram realizados voos mensais com uma RPA modelo Ebee da Sensefly, com diferentes resoluções espaciais (3,4, 10 e 20 cm/pixel). Os mapas de refletância foram gerados e submetidos a correção geométrica para extração dos dados. Com os dados mensais e a produtividade obtida por meio de coletas de campo, o balanceamento de classes e o algoritmo de Máquina de Vetores de Suporte (SVM) pôde ser utilizado para classificação, obtendo altos índices kappa, a medida em que o grau de balanceamento é ajustado.

Introdução

Sistemas para gerenciamento de informações no campo, bem como, inovações na interface de trabalho para usuário são ferramentas poderosas e essenciais para os agricultores, uma vez que permitem o manuseio eficiente de recursos possibilitando redução de gastos (LEWIS, 1998; SØRENSEN et al., 2011). Além disso, esses sistemas fornecem um leque de decisões tanto para tratamento da cultura quanto para o comportamento diante do mercado econômico. A agricultura de precisão visa disponibilizar tais informações para que auxiliem o agricultor durante as tomadas de decisões em campo.

O sensoriamento remoto (SR) e a mineração de dados são grandes aliados na agricultura de precisão para a obtenção dessas informações pois possuem vantagem sobre os métodos tradicionais. A adoção de Aeronave Remotamente Pilotada (RPA) no SR possui grande potencial por conta de seu baixo custo e de sua alta resolução espacial e temporal. A mineração de dados pode ser utilizada para encontrar padrões através do processo de Descoberta de Conhecimento em Bases de Dados (KDD - Knowledge Discovery Database) como já utilizado por Murthy et al. (2003) para a classificação de imagens de SR.

Em geral, a SVM possui vantagens sobre outros classificadores, por conta de sua capacidade de generalização a partir de um conjunto limitado de amostras de treinamento (MOUNTRAKIS, 2011). Além disso já demonstrou melhor desempenho sobre outros algoritmos, como comprovado por Pal and Mather (2005) ao comparar SVM com outros algoritmos de classificação.

Por mais que exista diversas pesquisas para predição de produtividade, poucos delas utilizam métodos de classificação associados ao sensoriamento remoto, e essa restrição aumenta quando se trata do uso de RPAs. Sendo assim, o presente trabalho teve como objetivo determinar classes de produtividade do trigo, utilizando técnicas de mineração de dados e imageamento com RPA.

Materiais e Métodos

Os estudos foram realizados em área de aproximadamente 7,2 ha da Fazenda Paiquerê, situada no município de Piraí do Sul, região Centro-Sul do Paraná, com o cultivo do trigo (Tbio Sinuelo). A cultura foi semeada em 28 de junho de 2016 e o experimento foi dividido em quatro parcelas, cada uma foi submetida a um sistema distinto de tratamento de nitrogênio (N) afim de obter diferenças no crescimento da planta desde o início do plantio.

A coleta de imagens foi realizada mensalmente, em cinco datas, a partir do primeiro mês de plantio com a RPA eBee (SenseFly), utilizando as resoluções de 3,4cm/pixel em todos os meses e 10 e 20cm/pixel no mês de outubro para comparações. Pontos de Controle em Solo (GCPs) foram posicionados ao redor da área de interesse e suas posições coletadas com receptor GNSS geodésico, o GPS Trimble R4 (NTech Industries Incorporation, EUA), para posterior correção geométrica através do Software QGIS (Open Source) afim de garantir maior precisão.

Os mapas de produtividade foram gerados com software GreenStart APEX 3.7.1.0 a partir dos dados obtidos por duas colhedoras, a John Deere 9670 STS com monitor de colheita GS2 2630 e a John Deere 9650 STS com monitor GreenStar Original. Ao final, o software forneceu uma malha poligonal com valores na faixa de 0 a 28000ton/ha, totalizando 3115 instâncias, incluindo ruídos de leitura.

Com base grnos dados disponibilizados pela Secretaria da Aicultura e Abastecimento do Paraná (SEAB) sobre a safra de 2016-2017 os valores de produtividade abaixo de 2500 ton/ha foram atribuídos a classe Baixa, valores entre 2500 e 4500 ton/ha a classe Média e acima de 4500 ton/ha a classe Alta. Valores maiores que 9000 ton/ha e iguais a zero foram considerados como ruídos.

Utilizando o software eMotion2 (SenseFly), as imagens foram georreferenciadas atribuindo a cada imagem as informações de latitude, longitude e altitude referentes ao momento de sua captura. Os mapas de refletância foram então gerados a partir do Software Pix4D (Pix4D SA) e, utilizando os pontos de GPS coletados para os GCPs, a correção dos mapas de refletância a partir do software QGIS foi realizada.

Após isso, a partir da malha poligonal, os dados estatísticos foram extraídos de todos os mapas de refletância e a remoção de de atributos desnecessário, de ruídos e a discretização do atributo meta foram realizadas. Para suprir o problema de desbalanceamento das classes optou-se por utilizar o filtro Resample disponível no software Weka que realiza o balanceamento através da distribuição normal.

Para a estimativa das classes de produtividade, correlacionando os dados espectrais com a produtividade em campo, o algoritmo SVM presente na biblioteca

LibSVM foi executado nas imagens de Outubro, Setembro e Agosto com validação cruzada de 10 folds. A avaliação do resultado da classificação foi feita com base na estatísitca Kappa (LANDIS; KOCH, 1977), que corresponde a uma métrica que compara uma acurácia observada com a acurácia esperada.

Resultados e Discussão

Os resultados da classificação foram avaliados com base nos valores de índice Kappa obtidos, os quais aumentaram a medida em que o nível de balanceamento também aumentou. Ao aplicar o menor balanceamento possível com o filtro, o valor kappa obtido foi de aproximadamente 0,66 para imagens NIR do mês de Outubro em todas as resoluções, chegando a 0,80 quando submetidos ao filtro com bias 0,4, classificando corretamente em média 89,4% das instâncias. Esses resultados foram superiores aos obtidos por Pantazi et al. (2016), que atingiram uma porcentagem média de acerto de classificação de 81,65% utilizando Redes Supervisionadas de Kohonen (SKN) para estimar classes de produtividade a partir de NDVI e dados de solo.

Tabela 1: Índices Kappa para as bases de dados utilizadas com e sem balanceamento de classes, referentes às imagens dos meses de Outubro Setembro e Agosto.

	Outubro						Setembro		Agosto	
Bias	NIR 3,4	NIR 10	NIR 20	RGB 3,4	RGB 10	RGB 20	NIR 3,4	RGB 3,4	NIR 3,4	RGB 3,4
-	0	0	0	0,002	0,005	0	0	0	0	0,001
0	0,665	0,665	0,665	0,652	0,627	0,622	0,665	0,646	0,666	0,644
0.1	0,738	0,738	0,739	0,727	0,686	0,697	0,738	0,707	0,737	0,718
0.2	0,762	0,762	0,761	0,756	0,721	0,726	0,762	0,741	0,763	0,747
0.3	0,796	0,796	0,796	0,789	0,765	0,758	0,796	0,777	0,796	0,777
0.4	0,808	0,808	0,808	0,800	0,774	0,782	0,808	0,799	0,808	0,797
0.5	0,822	0,822	0,822	0,815	0,79	0,796	0,822	0,811	0,823	0,815

As imagens dos meses de Setembro e Agosto produziram resultados familiares aos do mês de Outubro. Em ambos os meses os melhores resultados foram também para os dados da câmera NIR (3,4cm/pixel), ainda que por pouca diferença (Tabela 1).

Conclusões

É possível observar que o balanceamento é eficiente, já que, mesmo com valores iguais ou próximos a 0, o índice de avaliação adotado (Kappa) aumenta consideravelmente. Além disso, não houve mudanças significativas nos resultados entre as resoluções e entre os meses de Setembro, Agosto e Outubro o que demonstra que não são necessárias altas resoluções para chegar a um resultado satisfatório e que é possível determinar antecipadamente a classificação das áreas de manejo.

São necessários ainda outros trabalhos para que se possa validar definitivamente o método, contudo deve-se considerar as variáveis que afetam a cultura no momento da discretização do atributo meta, uma vez estas podem alterar a produtividade anual.

Agradecimentos

Ao CNPq pelo apoio financeiro.

Referências

MURTHY, C.; RAJU, P. & BADRINATH, K. Classification of wheat crop with multi-temporal images: performance of maximum likelihood and artificial neural networks. **International Journal of Remote Sensing,** Taylor & Francis, v.24, p. 4871-4890, 2003.

CHAUDHARY, A.; KOLHE, S. & KAMAL, R. An improved random forest classifier for multi-class classification. **Information Processing in Agriculture,** Elsevier, v.3, p. 215-222, 2016.

KUMAR, P.; GUPTA, D. K.; MISHRA, V. N.; PRASAD, R. Comparision of support vector machin, artificial neural network, and spectral angle mapper algorithms for crop classification using LISS IV data. **International Journal of Remote Sensing,** Taylor & Francis, v.36, p. 1604-1617, 2015.

MOUNTRAKIS, G.; IM, J.; OGOLE, C. Support Vector machines in remote sensing: A review. **Journal of Photogrammetry and Remote Sensing** - ISPRS, Elsevier, v.66, p. 247-259, 2011.

PAL, M.; MATHER, P. Support vector machines for classification in remote sensing. **International Journal of Remote Sensing,** Taylor & Francis, v. 26, p. 1007-1011, 2005.

CHAVES, A. A.; LA SCALEA, R. A. Uso de VANTs e processamento digital de imagens para a quantificação de áreas de solo e de vegetação. **Anais XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto** - SBSR, João Pessoa-PB, Brasil, v. 25, 2015.

MOLIN, J. P. Definição de unidades de manejo a partir de mapas de produtividade. **Engenharia Agrícola**, v. 22, n. 1, p. 83-92, 2002.

SØRENSEN, C. G. et al. Functional requeriments for a future farm management information system. **Computers and Eletronics in Agriculture**, v. 76, n. 2, p. 266-276, 2011. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S016816991100055X>. Acessado em 13 ago. 2018.

LEWIS, T. Evolution of farm management information systems. **Computers and Eletronics in Agriculture**, v. 19, n. 3, p. 233-248, 1998. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169997000409> Acessado em: 13 ago. 2018.

PANTAZI, Xanthoula Eirini et al. Wheat yield prediction using machine learning and advanced sensing techniques. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 121, p. 57-65, 2016.

LANDIS, J. Richard; KOCH, Gary G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, p. 159-174, 1977.