



Séries temporais de índices de vegetação para identificação de quebra de safra

Daniel de Castro Victoria¹, Santiago Viana Cuadra², Aryeverton Fortes de Oliveira¹

¹ Embrapa Informática Agropecuária, Campinas, São Paulo, Brasil,
daniel.victoria@embrapa.br, ary.fortes@embrapa.br

² Embrapa Clima Temperado, Pelotas, Rio Grande do Sul, Brasil,
santiago.cuadra@embrapa.br

RESUMO

A agricultura está sujeita a intempéries que afetam a produção negativamente. Monitorar quebras causadas por clima adverso, em termos de quantidade perdida e área afetada, é de interesse para produtores, mercado consumidor e empresas do agronegócio. O sensoriamento remoto tem se mostrado útil para o monitoramento agrícola, principalmente com o uso de séries temporais. Esse trabalho utilizou séries de EVI/MODIS para calcular o Índice de Vegetação Padronizado (IVP), os quais foram comparados com a produtividade de soja nos municípios da região Sul do País. Os dados de sensoriamento remoto foram processados na plataforma de computação em nuvem *Google Earth Engine*, que se mostrou apropriada para manejar grandes volumes de dados. O IVP médio dos municípios mostrou boa relação com a produtividade de soja. Dessa forma, esse índice poderá ser utilizado para identificação de áreas afetadas por quebra de safra e para o monitoramento da produção agrícola.

PALAVRAS-CHAVE: Soja, Produtividade, Índice de vegetação, Sensoriamento remoto.

ABSTRACT

Agricultural production can be negatively affected by a range of climatic conditions. Monitoring production losses due to severe weather, both in quantity and spatial extent, is of interest to farmers, consumers and agribusiness industry in general. Remote sensing is a valuable asset in terms of agriculture monitoring, specially with the use time series. This work utilized EVI/MODIS time series to derive Standard Vegetation Index (SVI), which were

compared to municipal soy productivity in the south of Brazil. Google Earth Engine cloud platform was used to process all remote sensing data, and it proved to be an appropriate tool to handle large amounts of data. The average municipal SVI was related to soy productivity and helped identify municipalities that suffered crop failures in the last years. Thus, the SVI could be used to identify areas affected by droughts and monitor the agriculture production.

KEYWORDS: Soy, Productivity, Vegetation index, Remote sensing.

INTRODUÇÃO

A atividade agrícola está sujeita as mais variadas intempéries, que potencialmente podem causar redução ou perda quase completa da produção. Além dos prejuízos causados ao agricultor, problemas que afetam a produtividade podem ter consequências mais amplas, a depender do nível e da extensão geográfica da quebra. Problemas climáticos sistêmicos, que atingem grande parte das áreas de produção, alteram expectativas dos produtores, a oferta global de produtos agrícolas e levam a flutuações sazonais ou permanentes dos preços. A Política Agrícola Brasileira incorporou, desde a década de 1970, mecanismos de proteção da renda contra situações desfavoráveis criadas por oscilações de preços ou da produção.

Visando o abastecimento regular e a promoção da competitividade do agronegócio, a Política Agrícola contou com aperfeiçoamentos significativos, com instituição de programas de seguro rural e subvenção ao prêmio de seguro rural. Esses se basearam em avaliações de risco sobre a época de plantio, a partir do Zoneamento Agrícola de Risco Climático (ZARC), promovendo o uso eficiente dos recursos públicos envolvidos. Tais iniciativas aliviam os efeitos econômicos danosos de um evento de quebra para o produtor. No entanto, as perdas ainda poderão refletir em outros setores da economia, como preços ao consumidor, cotações no mercado internacional, inflação sazonal, a depender da extensão do dano. Dessa forma, a quantificação das quebras e a extensão geográfica das áreas afetadas é de grande interesse.

O monitoramento agrícola é uma etapa de gestão em processos decisórios distintos, subsidiando o planejamento e o desenvolvimento de atividades de transferência de riscos no setor privado e a reação do governo em eventos catastróficos. Interfere na avaliação privada de seguradoras, resseguradoras e agentes do agronegócio. Ademais, relações estabelecidas nos contratos de seguro, resseguro e apoio governamental efetivo em ocorrência de sinistros podem ser impactados significativamente com o monitoramento. Neste sentido, o sensoriamento remoto deve ser continuamente investigado e usado para prover informações ao público. Essas tecnologias vem sendo empregadas para tais fins, como o mapeamento da cobertura vegetal (LUNETTA et al., 2006; MORTON et al., 2006; VICTORIA et al., 2012) e

para o monitoramento das condições da vegetação e sua relação com precipitação (LEIVAS et al., 2014; SOUSA JÚNIOR; SAUSEN; LACRUZ, 2011; WANG; RICH; PRICE, 2003). Tais trabalhos focaram no monitoramento da estiagem. Esse trabalho vai uma etapa além e avalia a relação entre o Índice de Vegetação Padronizado (IVP) (PARK; KIM; CHOI, 2008), de séries temporais do *Enhanced Vegetation Index* (EVI/MODIS), com a produtividade da cultura da soja em municípios produtores da região sul do Brasil, entre os anos de 2004 e 2014.

MATERIAL E MÉTODOS

A área de estudo foi a região sul do País, considerando apenas os maiores produtores de soja, representados pelos municípios responsáveis por 95% da produção no ano de 2014. Ao todo foram analisados 201 municípios de um total de 1191. A análise utilizou dados tabulares de produção agrícola e área colhida por município, e imagens de sensoriamento remoto.

Dados tabulares

A produtividade municipal de soja nos anos de 1990 a 2014 foi calculada a partir da quantidade produzida (t) e área colhida (ha), com dados da Produção Agrícola Municipal (IBGE, [s.d.]). Informações da região Sul foram separadas e os municípios ranqueados de acordo com a produção em 2014. A produção acumulada foi utilizada para identificar os responsáveis por 95% da produção, limitando o número de municípios em 201. Somente séries com comprimento mínimo de 10 anos sem falhas foram consideradas.

Dados de sensoriamento remoto

O IVP calcula a anomalia de um índice de vegetação pela diferença em relação a média de longo prazo, ponderado pelo desvio padrão (Equação 1). Esse pode ser classificado em: muito abaixo do normal ($\leq -2,0$), abaixo do normal ($-2,0 < IVP \leq -1,5$), ligeiramente abaixo do normal ($-1,5 < IVP \leq -1,0$), normal ($-1,0 < IVP \leq 1,0$), ligeiramente acima do normal ($1,0 < IVP \leq 1,5$), acima do normal ($1,5 < IVP < 2,0$) e muito acima do normal ($\geq 2,0$) (SOUSA JÚNIOR; SAUSEN; LACRUZ, 2011).

$$IVP_{p,a} = \frac{EVI_{p,a} - média(EVI_p)}{sd(EVI_p)} \quad \text{Eq. 1}$$

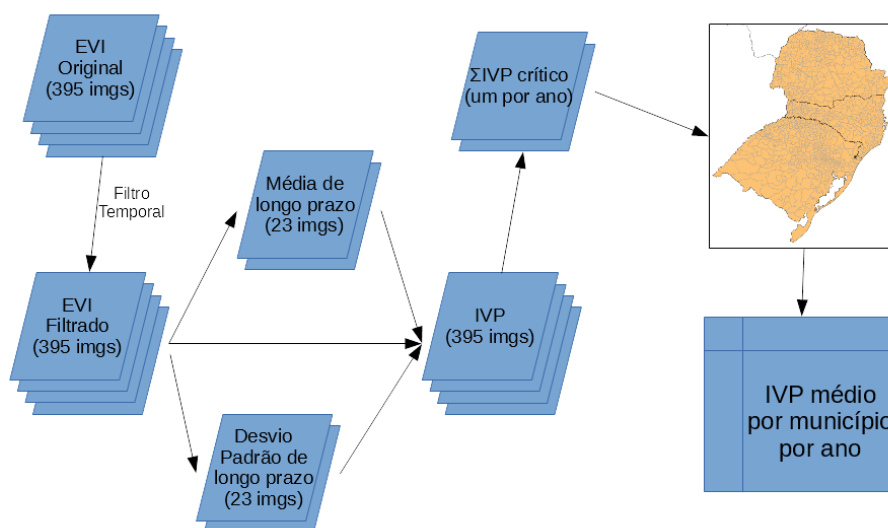
Onde p e a indicam o período e ano das imagens (IVP e EVI). *Média* e *sd* são a média e desvio padrão, respectivamente.

O IVP foi calculado a partir do EVI do sensor MODIS, de fevereiro de 2000 a maio de 2017, do produto MOD13Q1. Esse produto contém imagens compostas temporais de índices de vegetação (NDVI e EVI), a cada 16 dias (23 imagens/ano), com resolução espacial de 250 metros. Mais detalhes sobre o MODIS podem ser encontrados em Rudorff (2007).

São necessários dois *tiles* MODIS para recobrir a área de estudo. Cada *tile* abrange 10° x 10° de lat/long, um raster com 4800 x 4800 colunas/linhas e 270 Mb. A análise envolve 790 imagens (2 *tiles* x 395 passos de tempo), totalizando 208 Gb em dados brutos. Além disso, o processamento exige organização, armazenamento de produtos intermediários e *softwares* específicos para tratamento de imagens. Para contornar essas dificuldades, as imagens foram processadas na plataforma *Google Earth Engine* (“Google Earth Engine”, [s.d.]). A vantagem está no fato da plataforma disponibilizar grande quantidade de dados já organizados (MODIS, Landsat, TRMM, etc), uma *API* (*application programming interface*) de processamento de imagens e dados vetoriais, além da infraestrutura computacional para a execução das rotinas. Assim, utilizando a *API* e linguagem *JavaScript*, é possível preparar e executar uma rotina nos servidores do Google. Outros trabalhos utilizaram plataforma, como o mapeamento global da dinâmica de florestas (HANSEN et al., 2013), de áreas alagadas (PEKEL et al., 2016) e do uso e cobertura das terras no Brasil (“MapBiomás”, [s.d.]).

As etapas do processamento (Figura 1) compreenderam: i) seleção das imagens de EVI; ii) filtragem temporal; iii) cálculo da média e desvio padrão em cada período; iv) cálculo da série temporal de IVP; v) somatório do IVP no período crítico e vi) extração do valor médio do somatório de IVP em cada município.

Figura 1. Procedimento utilizado para cálculo do IVP médio por município por ano.



Fonte: autores

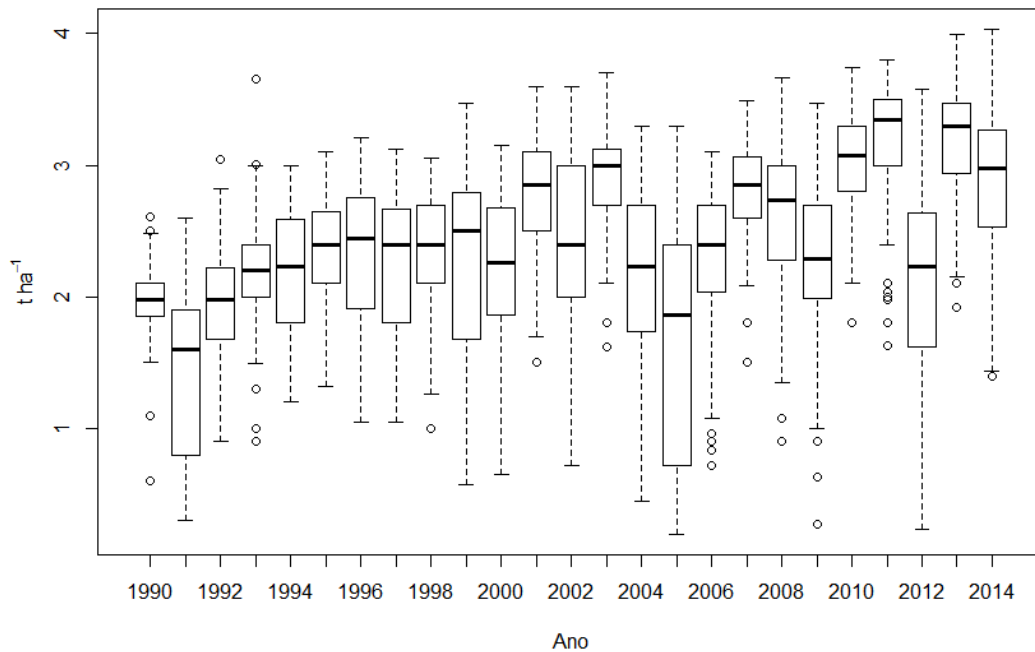
As imagens do produto MOD13Q1 são uma composição temporal onde grande parte influência das nuvens é retirada. No entanto, o produto ainda apresenta alguma interferência, a qual a filtragem temporal visa remover. O método utilizado, de remoção de mínimos locais (VICTORIA et al., 2012), preenche a série com um mínimo de alteração. O procedimento consiste em percorrer a série e, caso o EVI no tempo t seja menor que os valores em $t-1$ e $t+1$, esse é considerado mínimo local e substituído pelo mínimo entre $t-1$ e $t+1$. Em seguida são calculadas as imagens de EVI médio, do desvio padrão para cada período e do IVP.

A semeadura da soja na região sul ocorre nos meses de outubro a dezembro, com o período crítico para o desenvolvimento da cultura entre janeiro e fevereiro. Dessa forma, para cada ano foram somadas as 4 imagens de IVP do período crítico (1 e 17 de janeiro, 2 e 18 de fevereiro) e obtidos os valores médios em cada município da região sul, para cada ano avaliado. Por fim, esses valores foram comparados com a produtividade média municipal.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

A produtividade média da soja nos municípios estudados aumentou entre os anos de 1990 e 2014 (Figura 2). No ano de 1990, a média municipal foi de $1,98 \text{ t ha}^{-1}$, alcançando $2,78 \text{ t ha}^{-1}$ em 2001. A maior produtividade foi de $3,24 \text{ t ha}^{-1}$ no ano de 2010 e a menor, $1,42 \text{ t ha}^{-1}$ em 1991. É possível perceber anos em que a produtividade apresentou forte redução ou variação entre os municípios, com destaque para 1991, 2005, 2009 e 2012. Nas safras de 1990/91, 2004/05 e 2011/12 ocorreram perdas extremamente elevadas em diversos municípios da região Sul associadas a baixos índices pluviométricos. Na safra de 2004/05, o déficit de precipitação no Sul do Brasil causou grandes prejuízos à produção agrícola, que, de acordo com a Companhia Nacional de Abastecimento (Conab), foi 13 milhões de toneladas inferior ao esperado. Os maiores danos ocorreram no Rio Grande do Sul, onde a produção total reduziu de 5,5 milhões para 2,2 milhões de toneladas, uma queda de 60% em relação ao esperado.

Figura 2. Produtividade de soja nos principais municípios produtores da região Sul de 1990 e 2014.



Fonte: autores

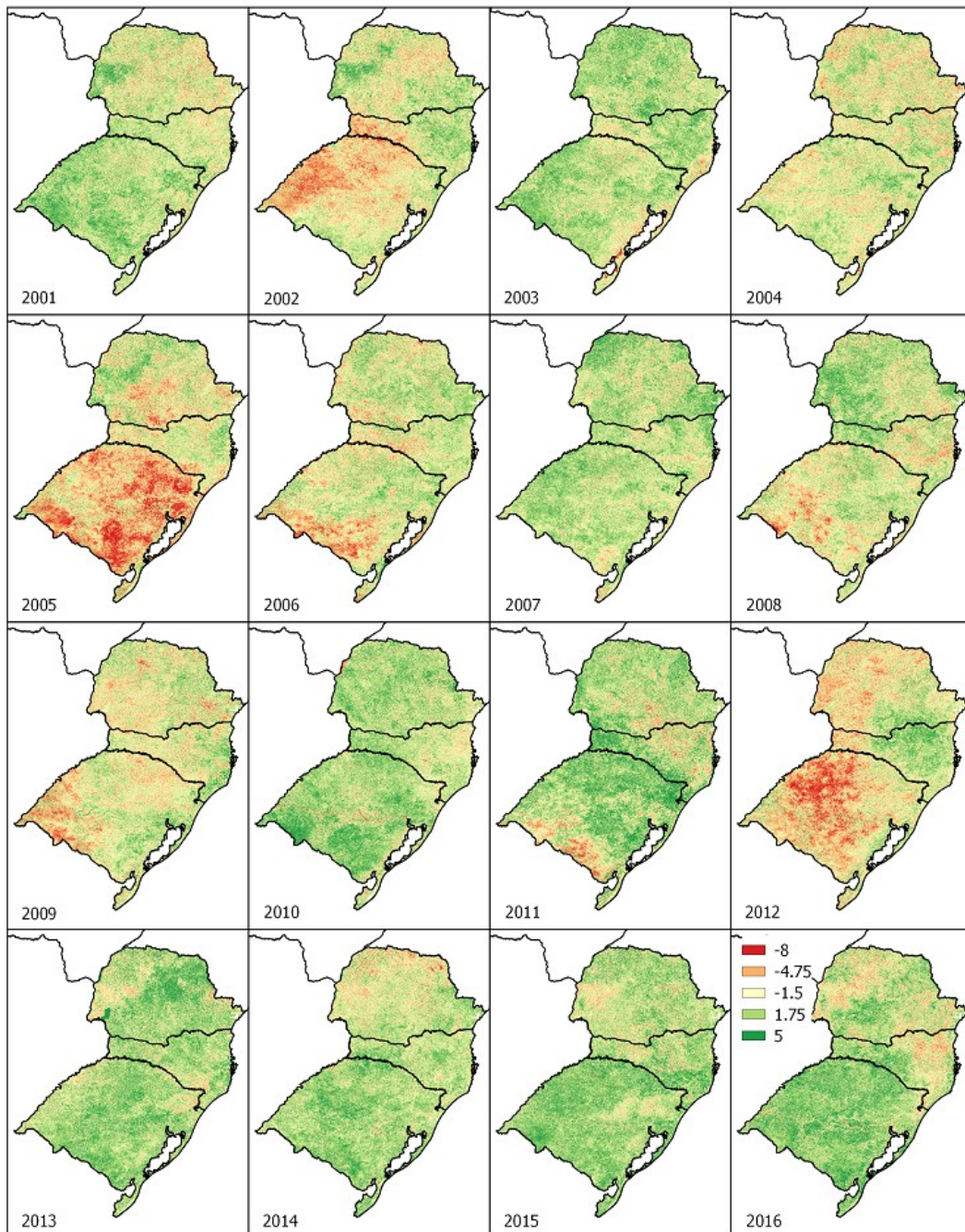
O *Google Earth Engine* se mostrou muito eficiente no processamento de grande volume de dados. Existe uma barreira inicial a sua utilização, principalmente para pessoas com pouco conhecimento de programação. No entanto, a *API* conta com boa documentação, tutoriais com exemplos práticos, além de uma ativa comunidade de usuários que auxilia na resolução de problemas. No que diz respeito a capacidade computacional, uma vez desenvolvido o *script*, todo o processamento para obtenção dos dados médios de IVP acumulado para os municípios da região sul, para um ano, foi executado em poucos minutos. Para fins de comparação, somente a etapa final do processamento, a extração de valores médios da imagem em diferentes polígonos, pode levar horas em um computador pessoal nos dias atuais, a depender da resolução espacial adotada e do número de polígonos.

O IVP acumulado indica a severidade da anomalia do EVI durante o período crítico da cultura. Normalmente o IVP de uma única imagem não atinge valores que excedam ± 2 . Dessa forma, valores muito baixos do IVP acumulado (i.e. -8) significam que mais de uma imagem no período apresentou forte anomalia, indicando condições adversas por período prolongado.

Os anos de 2002, 2005, 2009 e 2012 (Figura 3) apresentam extensas áreas na região sul com valores baixos de IVP acumulado, sendo 2005 e 2012 os mais críticos. Esses também são os anos em que a produtividade média municipal atingiu valores muito reduzidos, indicando relação entre o IPV acumulado e a produtividade. Para os anos de 2002 e 2009, os

mapas de IVP não apresentam condições tão negativas quanto os demais. Porém, esses também são anos em que a produtividade média municipal apresentou valores reduzidos.

Figura 3. IVP acumulado para a região sul, nos anos de 2001 a 2016

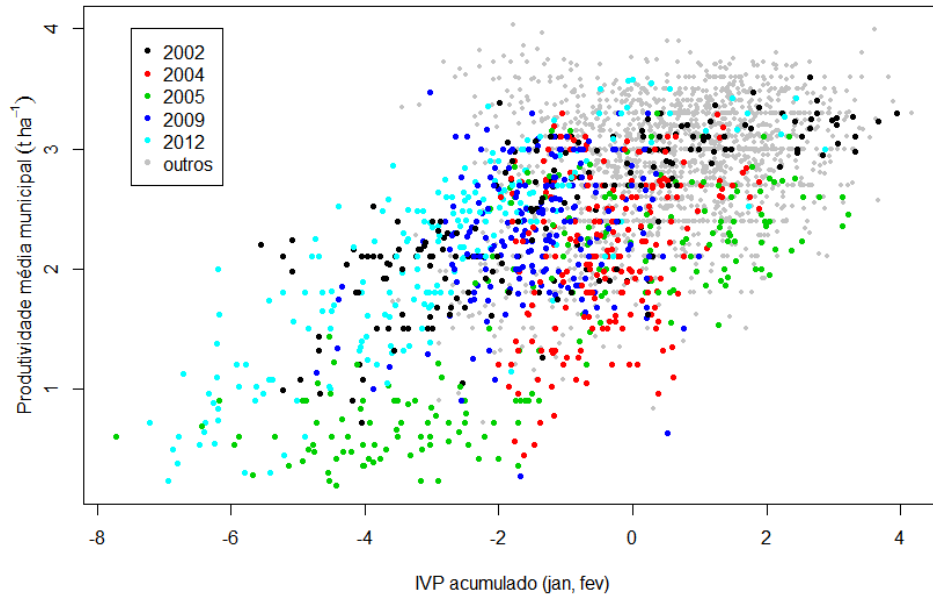


Fonte: autores

O IVP acumulado apresentou relação com a produtividade média (Figura 4). A grande maioria dos municípios com IVP < -4 tiveram produtividade < 2 t ha⁻¹. A regressão linear foi significativa (p < 0,001), apesar da alta dispersão (r² = 0,37). Em 2005 e 2012 é possível notar

mais facilmente a relação entre IVP e produtividade. Já em 2002, 2004 e 2009, a dispersão dos dados é maior. Isso indica que o método é mais útil para detectar grandes quebras.

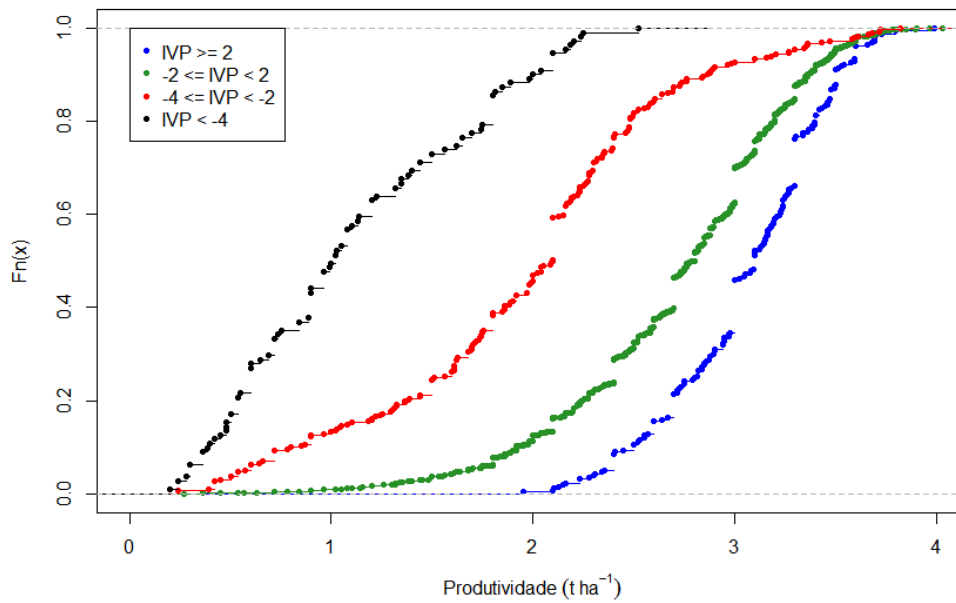
Figura 4. IVP acumulado e produtividade da soja para municípios da região Sul. Anos com quebras em destaque.



Fonte: autores

A distribuição cumulativa das produtividades municipais, em diferentes faixas de IVP, também mostrou a importância desse indicador (Figura 5). Para municípios e anos em que o $IVP \geq 2$, a produtividade mínima foi de $1,95 \text{ t ha}^{-1}$ e 75% dos dados apresentaram produtividade até $3,36 \text{ t ha}^{-1}$. No outro extremo, com $IVP \leq -4$, a mínima foi de $0,2 \text{ t ha}^{-1}$ e 75% das observações foram inferiores a $1,70 \text{ t ha}^{-1}$. As distribuições nas diferentes faixas de IVP são estatisticamente distintas pelo teste de Kolmogorov–Smirnov.

Figura 5. Função de distribuição cumulativa das produtividades municipais de soja, em diferentes faixas de IVP.



Fonte: autores

A resolução espacial de 250 m do MODIS possibilita identificar com maior precisão os municípios afetados por condições adversas. Mesmo em anos com quebras muito fortes, é possível identificar municípios que apresentaram elevado IVP acumulado, ou seja, estão localizados em áreas distantes das regiões críticas. Dessa forma, é possível avaliar, de maneira rápida e precisa, a extensão geográfica das áreas afetadas por eventos de quebra de safra.

CONCLUSÕES

A plataforma *Google Earth Engine* se mostrou uma alternativa viável e prática para o processamento de grande volume de dados geoespaciais.

Nas últimas décadas, a região Sul passou por eventos de quebra de safra, relacionados a condições climáticas adversas, afetando a produtividade média municipal. O IVP identificou as regiões e épocas mais afetadas, mostrando potencial para monitoramento em larga escala das condições gerais de desenvolvimento das culturas, promissor para avaliações municipais e regionais. Anos mais críticos apareceram com sinais claros de perda no desenvolvimento da biomassa, altamente correlacionados com oscilações significativas de produtividade.

A relação entre produtividade primária de biomassa e IVP pode ser maior que a relação com a produtividade final de grãos. Efeitos tecnológicos podem favorecer a produção e enchimento de grãos de maneira não aparente no sensoriamento remoto, o que pode levar o IVP a ser um indicador associado mais fortemente com modelos agroclimáticos ajustados em condições atuais de produção e utilizados para simulação do crescimento de culturas sobre

séries históricas. Este resultado pode ser uma importante informação para validação e melhoria da qualidade dos resultados de modelos utilizados no Zoneamento Agrícola.

REFERÊNCIAS

Google Earth Engine. Disponível em: <<https://earthengine.google.com/>>. Acesso em: 19 maio. 2017.

HANSEN, M. C. et al. High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change. **Science**, v. 342, n. 6160, p. 850–853, 15 nov. 2013.

IBGE. **Sistema IBGE de Recuperação Automática - SIDRA**. Disponível em: <<http://www.sidra.ibge.gov.br/>>. Acesso em: 5 nov. 2014.

LEIVAS, J. F. et al. AVALIAÇÃO DO ÍNDICE DE VEGETAÇÃO PADRONIZADO NO MONITORAMENTO INDICATIVO DE ESTIAGENS EM PERÍODOS CRÍTICOS DA SOJA NO SUL DO BRASIL. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 5, n. 66/5, 4 nov. 2014.

LUNETTA, R. S. et al. Land-cover change detection using multi-temporal MODIS NDVI data. **Remote Sensing of Environment**, v. 105, n. 2, p. 142–154, 30 nov. 2006.

MapBiomias. Disponível em: <<http://mapbiomas.org/>>. Acesso em: 19 maio. 2017.

MORTON, D. C. et al. Cropland expansion changes deforestation dynamics in the southern Brazilian Amazon. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 103, n. 39, p. 14637–14641, set. 2006.

PARK, J.-S.; KIM, K.-T.; CHOI, Y.-S. **Application of Vegetation Condition Index and Standardized Vegetation Index for Assessment of Spring Drought in South Korea**. IEEE, 2008. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/4779463/>>. Acesso em: 19 maio. 2017

PEKEL, J.-F. et al. High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. **Nature**, v. 540, n. 7633, p. 418–422, 7 dez. 2016.

RUDORFF, B. F. T. R. **Sensor Modis e Suas Aplicações Ambientas no Brasil**. [s.l.] Editora Parêntese, 2007.

SOUSA JÚNIOR, M. DE A.; SAUSEN, T. M.; LACRUZ, M. S. P. **Monitoramento de estiagem an região sul do Brasil utilizando dados EVI/Modis no período de Dezembro de 2000 a Junho de 2009**. XV SBSR. Anais... In: SBSR. Curitiba, PR, Brasil: INPE, 2011. Disponível em: <<http://mtc-m16d.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/mtc-m19@80/2010/05.07.16.56/doc/publicacao.pdf>>. Acesso em: 25 maio. 2017

VICTORIA, D. DE C. et al. Cropland area estimates using Modis-NDVI times series in the state of Mato Grosso, Brazil. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 47, n. 9, p. 1270–1278, 9 nov. 2012.

WANG, J.; RICH, P. M.; PRICE, K. P. Temporal responses of NDVI to precipitation and temperature in the central Great Plains, USA. **International journal of remote sensing**, v. 24, n. 11, p. 2345–2364, 2003.