

MOD16: Desafios e limitações para a estimativa global de evapotranspiração

Anderson Luis Ruhoff^{1,2,3}
Luiz Eduardo Aragão²
Walter Collischonn³
Humberto Ribeiro da Rocha⁴
Qiaozhen Mu⁵
Steven Running⁵

¹Instituto de Ciências Humanas e da Informação – ICHI/FURG
CEP 12227-010 – Rio Grande - RS, Brasil
anderson.ruhoff@ufrgs.br

²School of Geography – University of Exeter
Post Code EX4 4RJ - Exeter - Devon, United Kingdom
l.aragao@exeter.ac.uk

³Instituto de Pesquisas Hidráulicas – IPH/UFRGS
Caixa Postal 15029 - 91501-970 – Porto Alegre - RS, Brasil
collischonn@iph.ufrgs.br

⁴Instituto de Astronomia, Geofísica e Ciências Atmosféricas – IAG/USP
CEP 05508-090 – São Paulo - SP, Brasil
humberto@model.iag.usp.br

⁵Numerical Terrestrial Simulation Group – University of Montana
Post Code 59812 – Missoula - MT, United States
{qiaozhen, swr}@ntsg.umt.edu

Abstract. This article present preliminary results from the NASA's EOS MOD16 Project, which aims to estimate global evapotranspiration (ET) using remote sensing and meteorological data. The MOD16 algorithm considers both the surface energy partitioning process and environmental constraints on ET to provide critical information on the regional and global water cycle. The objective of this research is to evaluate the version 1 of the global remote sensing evapotranspiration algorithm (MOD16). We analyzed the accuracy of the algorithm using ET observations at two eddy covariance (EC) flux tower sites in different land uses and land covers (tropical rainforest (K34) and seasonal forest (RJA)), from the Large Scale Biosphere-Atmosphere in Amazonia Project (LBA). The result shows that 8-days average, monthly ET and yearly ET are in consistent with observations of eddy covariance flux tower sites when the land cover classification is correct. However misclassification of the land cover leads to the selection of wrong parameters for vapor pressure deficit (VPD) and minimum air temperature for stomatal conductance constraints, resulting in less accurate ET estimates. The existing biases between MOD16 ET and EC observations and hydrological models may be influenced by algorithm input data, such as LAI and land cover classification. Developing a robust algorithm to estimate global ET is a significant challenge because traditionally ET models require explicit characterization of numerous surface and atmospheric parameters which are difficult to determine globally.

Palavras-chave: MODIS, MOD16; evapotranspiration, tropical biomes, energy fluxes; evapotranspiração, fluxos de energia, biomas tropicais.

1. Introdução

A evapotranspiração (ET) representa os processos de passagem da água do estado líquido e/ou sólido para o estado de vapor d'água atmosférico. A ET inclui a evaporação de água de superfícies líquidas, como rios e lagos, e a transpiração das plantas através das folhas. Além de ser um importante componente do ciclo hidrológico, a ET desempenha um papel

importante na dinâmica climática global e nos processos de produtividade primária de ecossistemas terrestres, uma vez que a ET encontra-se diretamente ligada aos processos de transferência de energia. O monitoramento preciso da ET em suas componentes espacial e temporal representa um desafio para a compreensão do particionamento energético e hidrológico entre a superfície e a atmosfera em diferentes biomas, tais como os biomas tropicais que representam as maiores fontes superficiais de ET e que exercem controle sobre os processos de circulação atmosférica global.

Muitos esforços tem sido realizados para melhorar as estimativas espaciais e temporais da ET baseadas em dados de sensoriamento remoto, tanto em escalas local, regional, continental e global. Entretanto, dados óticos e termais de sensoriamento remoto como MODIS apresentam algumas limitações causadas principalmente pelo cobertura de nuvens, fatores de escala e baixa frequência de obtenção dos dados, quando comparados com modelos meteorológicos ou baseados na transferência radiativa. O desenvolvimento de um algoritmo de estimativa de ET global apresenta um desafio significativo porque tradicionalmente o cálculo da ET requer a entrada de parâmetros físicos da atmosfera e da superfície que são de difícil obtenção em escala global. O algoritmo de estimativa de ET global precisa ser complexo para garantir que todos os processos físicos sejam representados além de ser simples o suficiente para permitir que seja aplicado a escala global. Dessa forma, o objetivo do presente artigo consiste em analisar a estrutura do algoritmo MOD16 (versão 1) para entender suas limitações e potencialidades. Pretende-se também avaliar a acurácia da estimativa de ET em diferentes biomas, comparando os resultados com medidas de campo.

2. Algoritmo de estimativa de evapotranspiração global MOD16

2.1. Lógica do algoritmo

O algoritmo de evapotranspiração global MOD16 (Mu et al., 2007a) é parte integrante do projeto NASA Earth Observing System e tem como objetivo principal estimar a evapotranspiração da superfície com base em dados de sensoriamento remoto do sensor Terra/MODIS e Aqua/MODIS para uso em aplicações hidrológicas e ecológicas de larga escala. Os sensores Aqua/MODIS e Terra/MODIS apresentam algumas vantagens: (i) o sensor MODIS apresenta resolução espectral e radiométrica superior a outros sensores, tais como NOAA/AVHRR, principalmente para estimativas de temperatura de superfície e determinação de índices de vegetação; (ii) o satélite Aqua possui instalados sensores, como AIRS/AMSU/HSB, que monitoram temperatura e vapor d'água no perfil atmosférico, que podem ser combinados com modelos de estimativa de fluxos de energia entre superfície e atmosfera; (iii) a combinação dos produtos Aqua/MODIS e Terra/MODIS propicia excelente resolução temporal, podendo chegar a ocorrer dois imageamentos diários (Nishida et al., 2003).

O algoritmo MOD16 é baseado na equação de Penman-Monteith (equação 1) adaptado para uso com dados de sensoriamento remoto (Mu et al., 2007a). A determinação da evapotranspiração apresenta duas complicações relacionadas a: (i) estimativa da condutância estomatal, que controla o processo de transpiração das plantas; (ii) estimativa da evaporação do solo, que pode variar entre zero e mais de 80% do total do fluxo de calor latente, principalmente em locais com baixo LAI. Em função disso, o algoritmo MOD16 considera duas fontes de evapotranspiração: evaporação do solo e transpiração das plantas.

$$ET = \frac{\Delta(R_n - G) + \rho_a * C_p (e_s - e_a) / r_a}{\Delta + \gamma * (1 + T_s / r_a)} \quad (1)$$

onde ET (mm dia⁻¹) corresponde a ET diária, Δ (kPa °C⁻¹) corresponde a taxa de variação da pressão de saturação do vapor d'água, R_n (W m⁻²) corresponde ao saldo de radiação, G (W m⁻²) corresponde ao fluxo de calor no solo, ρ_a (kg m⁻³) corresponde a massa específica do ar,

e_s e e_a (kPa) correspondem a pressão de saturação do vapor d'água e a pressão real do vapor d'água, respectivamente, γ (0,066 kPa °C⁻¹) corresponde a constante psicrométrica, λ (kPa °C⁻¹) corresponde ao calor latente de vaporização da água, enquanto r_s e r_a (s m⁻¹) correspondem a resistência superficial da vegetação e aerodinâmica, respectivamente. A radiação disponível R_n para o processo de ET é particionado linearmente entre o dossel e o solo (equações 2 e 3).

$$Rn_C = F_C * R_n \quad (2)$$

$$Rn_{Soil} = (1 - F_C) * R_n \quad (3)$$

onde Rn_C e Rn_{Soil} correspondem a R_n particionado entre o dossel e o solo, respectivamente, enquanto F_C corresponde a fração de cobertura vegetal de cada pixel (equação 4).

$$F_C = \frac{EVI - EVI_{min}}{EVI_{max} - EVI_{min}} \quad (4)$$

onde EVI_{min} e EVI_{max} correspondem ao EVI para solo exposto ($LAI \rightarrow 0$) e para vegetação verde densa ($LAI \rightarrow \infty$). Para os casos em que F_C é maior que 1, então F_C é igual a 1, enquanto que para os casos em que F_C é menor que 0, então F_C é igual a 0. O controle de qualidade do EVI foi avaliado utilizando-se o produto de controle de qualidade da reflectância de superfície MOD43C3 BRDF (função de distribuição de reflectância bidirecional).

2.2. Condutância do dossel

O algoritmo MOD16 usa o LAI (m² m⁻²) como escalar para converter a condutância estomatal (C_S : m s⁻¹) das folhas para condutância do dossel (C_C : m s⁻¹), (Landsberg e Gower, 1997) (equações 5 e 6).

$$C_C = C_S * LAI = \frac{1}{r_s} \quad (5)$$

$$C_S = C_L * m(T_{min}) * m(VPD) \quad (6)$$

onde C_L (m s⁻¹) corresponde a condutância estomatal potencial média por unidade de área foliar, LAI (m² m⁻²) corresponde ao índice de área foliar, $m(T_{min})$ corresponde a um fator que limita o potencial de condutância estomatal em temperaturas mínimas, enquanto $m(VPD)$ é um fator que limita o potencial de condutância estomatal quando o déficit de vapor de pressão de água (VPD: kPa) é alto o suficiente para enibir o processo de fotossíntese. Esses fatores de limitação atuam como indicadores de estresse hídrico e variam de 0,1 (quase total inibição da ET, r_s máxima) a 1,0 (sem inibição da ET, r_s mínima) derivadas de acordo com a *Biome Properties Look-Up Table* (BPLUT) (Running et al., 2000). O efeito da disponibilidade de hídrica no solo não está incluído no algoritmo, mas está representado por uma relação entre VPD e FPAR (fração de radiação fotossinteticamente ativa) para simular o efeito do estresse hídrico (Mu et al, 2007b).

2.3. Evaporação do solo

O cálculo da ET para áreas com baixos índices de cobertura vegetal é realizado de acordo com a equação de Penman-Monteith (eq. 1), baseado na ET potencial e nas relações complementares de interações entre superfície e atmosfera baseadas no VPD e na umidade relativa (RH: %) (equação 7).

$$ET_{SOIL} = \frac{\Delta * (R_n - G)_{soil} + \rho_a * C_p * (e_s - e_a) / r_a}{\Delta + \gamma * (1 + r_{tot} / r_a)} * \left(\frac{RH}{100} \right)^{(e_s - e_a) / 100} \quad (7)$$

onde r_{tot} ($s\ m^{-1}$) corresponde a resistência aerodinâmica total ao transporte de vapor (representado pela soma de r_s e da resistência ao transporte de vapor (r_v : $s\ m^{-1}$), tal como $r_{tot} = r_s + r_v$) (Van de Griend, 1994), calculado em função da resistência corrigida (r_{corr} : $s\ m^{-1}$) de acordo com a temperatura do ar (T_a : °C) e pressão atmosférica (P_{atm} : kPa) em condições padrão de temperatura do ar ($T_a = 20^\circ\text{C}$) e pressão atmosférica ($P_{atm} = 101,3\ \text{kPa}$) (equações 8 e 9).

$$r_{tot} = r_{totc} * r_{corr} \quad (8)$$

$$r_{corr} = \frac{1,0}{\left(\frac{273,15+T_a}{293,15}\right)^{1,75} * \frac{101,3}{P_{atm}}} \quad (9)$$

onde r_{totc} ($s\ m^{-1}$) corresponde a um parâmetro de ajuste da resistência aerodinâmica total sendo estimado em função do VPD. r_a é calculada em função da resistência à transferência convectiva de calor (r_c : $s\ m^{-1}$) e resistência à transferência radiativa de calor (r_r : $s\ m^{-1}$) (equações 10 e 11).

$$r_a = \frac{r_c * r_r}{r_c + r_r} \quad (10)$$

$$r_r = \frac{\rho_a * C_p}{4,0 * \sigma * T_a^3} \quad (11)$$

onde assume-se que r_c ($s\ m^{-1}$) é igual a resistência da camada limite calculado da mesma maneira que r_{tot} (equação 8) enquanto σ corresponde a constante de Stephan-Boltzman ($5,67 * 10^{-8}\ \text{W}\ \text{m}^{-2}\ \text{K}^{-4}$).

2.4. Dados meteorológicos de entrada

Os dados meteorológicos incluem radiação solar incidente, temperatura média do ar, temperatura média do ar durante o dia, temperatura mínima do ar e pressão do vapor d'água da base de dados GMAO (Global Modeling and Assimilation Office, 2004), que possui resolução espacial de $1,00^\circ \times 1,25^\circ$. Os dados GMAO foram interpolados para resolução de 1 km com base em técnicas não-lineares (Zhao et al., 2005) para remover mudanças abruptas nos dados e melhorar a acurácia meteorológica.

2.5. Dados de sensoriamento remoto de entrada

Os dados de entrada de sensoriamento remoto incluem bases de dados MODIS como uso e cobertura da terra MCD12Q1, índice de vegetação MOD13Q, índice de área foliar LAI/FPAR MOD15A2 e albedo MOD43C1 na resolução espacial $0,05^\circ \times 0,05^\circ$. As falhas nos dados e os pixels de baixa qualidade (QC) LAI/FPAR, EVI e albedo foram preenchidas em duas etapas (Zhao et al., 2005): (i) os pixels ausentes são substituídos por pixels de confiança mais próximos e (ii) os pixels de baixa qualidade são substituídos por interpolação linear dos pixels de qualidade mais próximos, antes e depois do pixel a ser substituído.

3. Limitações dos dados de entrada

De fato, a obtenção da ET por sensoriamento remoto não ocorre através de medidas diretas (como reflectância de superfície), mas é obtida indiretamente a partir de outros produtos de sensoriamento remoto (como temperatura de superfície, índices de vegetação ou área foliar). Logo, essas estimativa são diretamente dependente da qualidade dos dados de entrada. Apesar dos dados meteorológicos de reanálise GMAO representarem a variabilidade climática anual e inter-anual de maneira eficiente (Bloom et al., 2000), a resolução espacial dos dados é de aproximadamente 110 km, demasiadamente baixa quando comparada a resolução de saída do algoritmo MOD16 de 1 km. Porém a principal vantagem destas séries de

reanálise está em se tratar de períodos de dados razoavelmente longos e sem falhas para qualquer ponto do planeta.

Em relação aos dados de entrada baseados em sensoriamento remoto, dois produtos podem inserir erros significativos, mesmo que os dados meteorológicos apresentem elevada acurácia: (i) classificação anual de uso e cobertura da terra baseado em dados dos satélites Terra e Aqua (MCD12Q1) e (ii) índice de área foliar (MOD15A2).

O produto MCD12Q1 disponibiliza a classificação anual de uso e cobertura da terra a partir da classificação primária do International Geosphere-Biosphere Program (IGBP) em 14 diferentes biomas (Belward et al., 1999). O algoritmo de estrutura de árvore de decisão aliado a métricas estatísticas e treinamento automatizado (Freund, 1995) utiliza 1860 amostras de alta resolução espacial baseadas em dados dos sensores Landsat TM e ETM. A partir dessas amostras são analisados produtos de reflectância de superfície com ajuste bidirecional (MOD43B1 e MOD43B4 BRDF/NBAR), índice de vegetação EVI (MOD13A2), temperatura de superfície (MOD11A2) e textura de superfície (MODAGTEX) (Muchoney et al., 1999). O produto disponibiliza a classificação anual de uso e cobertura da terra em 14 diferentes biomas: (1) água, (2) florestas latifoliadas perenes, (3) florestas aciculares decíduas, (4) florestas latifoliadas decíduas, (5) florestas mistas, (6) matagais (arbustivos) fechados, (7) matagais (arbustivos) abertos, (8) savanas lenhosas, (9) savanas, (10) pradarias, (11) banhados permanentes, (12) áreas agrícolas, (13) áreas urbanas, (15) geleiras e (16) áreas esparsamente vegetadas. A coleção 3 do produto MCD12Q1 apresenta dados de 1km de resolução espacial e acurácia estimada entre 70 e 85% em escalas continentais e variações entre 52 e 90% nas classes individuais (Friedl, s.d.).

O produto MOD15A2, correspondente ao LAI/FPAR, é estimado com base em informações espectrais diárias agregadas da reflectância de superfície (bandas 1 a 7) e a correspondente geometria de visada solar (Wang et al., 2001). O produto MCD12Q1 também é utilizado na estimativa do LAI, porém este é simplificado em 6 biomas: (1) campos e agricultura de cereais, (2) matagais, (3) lavouras latifoliadas, (4) savanas, (5) florestas latifoliadas e (6) florestas aciculares. A partir dos diferentes biomas, ao algoritmo de estimativa do LAI recupera parâmetros baseados na tabela *Biome Properties Look-Up Tables* (BPLUT) que são aplicados em técnicas de inversão do modelo de transferência radiativa (Mineni et al., 2002).

4. Resultados preliminares do algoritmo MOD16 Versão 1 na Bacia Amazônica

Como exemplo analisou-se dois sítios de monitoramento localizados na Bacia Amazônica: (i) K34, uma área de floresta tropical latifoliada localizada próxima a cidade de Manaus, Amazonas (Araújo et al., 2002) e (ii) RJA, uma área de floresta sazonal semi-decidual localizada na Reserva Nacional do Jaru, Rondônia (von Randow et al., 2004), além da comparação dos tipos de uso e cobertura da terra encontrados em alguns dos sítios de monitoramento do Programa LBA com a classificação destes no produto MCD12Q1 (tabela 1).

Sítio	Latitude (°)	Longitude (°)	Bioma	Classificação MCD12Q1
Bananal (BAN)	-9.824417	-50.159111	Floresta de inundação sazonal	Floresta tropical latifoliada
Caxiaunã (CAX)	-1.719720	-51.458890	Floresta tropical latifoliada	Floresta tropical latifoliada
Fazenda Nossa Senhora (FNS)	-10.761806	-62.357222	Pastagem	Savana/Cerrado
Manaus K34	-2.609097	-60.209297	Floresta tropical latifoliada	Floresta tropical latifoliada
Reserva Jarú (RJA)	-10.083194	-61.930903	Floresta sazonal semi-decidual	Floresta tropical latifoliada
Reserva Pé-de-Gigante (PDG)	-21.619472	-47.649889	Cerrado sensu stricto	Floresta tropical latifoliada
Tapajós (K67)	-2.856667	-54.958889	Floresta tropical latifoliada	Floresta tropical latifoliada
Tapajós (K77)	-3.011869	-54.536520	Pastagem/Agricultura	Floresta tropical latifoliada
Tapajós (K83)	-3.018029	-54.971435	Floresta tropical de corte seletivo	Floresta tropical latifoliada
Usina Santa Eliza (USE)	-21.72740	-48.114200	Agricultura	Agricultura

Tabela 1. Comparação dos biomas dos sítios de monitoramento do Programa LBA com a classificação de uso e cobertura da terra do produto MCD12Q1 para o ano de 2006.

Comparando-se a classificação de uso e cobertura da terra do produto MCD12Q1 com os biomas dos sítios do monitoramento do Programa LBA percebe-se que a acurácia do algoritmo MOD16 é reduzida em função dos erros de classificação ou até mesmo pelo fato das diversas variações fisionômicas florestais na Amazônia serem classificadas apenas como florestas tropicais latifoliadas (figura 1). Essas imprecisões na classificação de uso e cobertura da terra implicam na utilização incorreta dos parâmetros de temperatura mínima do ar e do VPD utilizados na determinação da abertura e fechamento dos estômatos na condutância estomatal (C_s) e do dossel (C_c), o que acarreta em estimativas de ET menos precisas. A utilização desses parâmetros visam simular a condutância estomatal e do dossel mesmo em condições de estresse hídrico ou de temperatura, uma vez que essas condições podem resultar em elevados erros de estimativa da ET. Erros de classificação dos biomas no produto MCD12Q1 também podem resultar em inaccurácias no LAI. Além disso, alguns problemas associados ao algoritmo e aos dados de entrada também são perceptíveis. Parâmetros biofísicos usados no algoritmo são constantes para o mesmo bioma, entretanto cada bioma apresenta diferenças fenológicas significativas, o que pode acarretar em diferenças expressivas entre as condições reais verificadas em campo e os parâmetros usados no algoritmo (Turner et al., 2003).

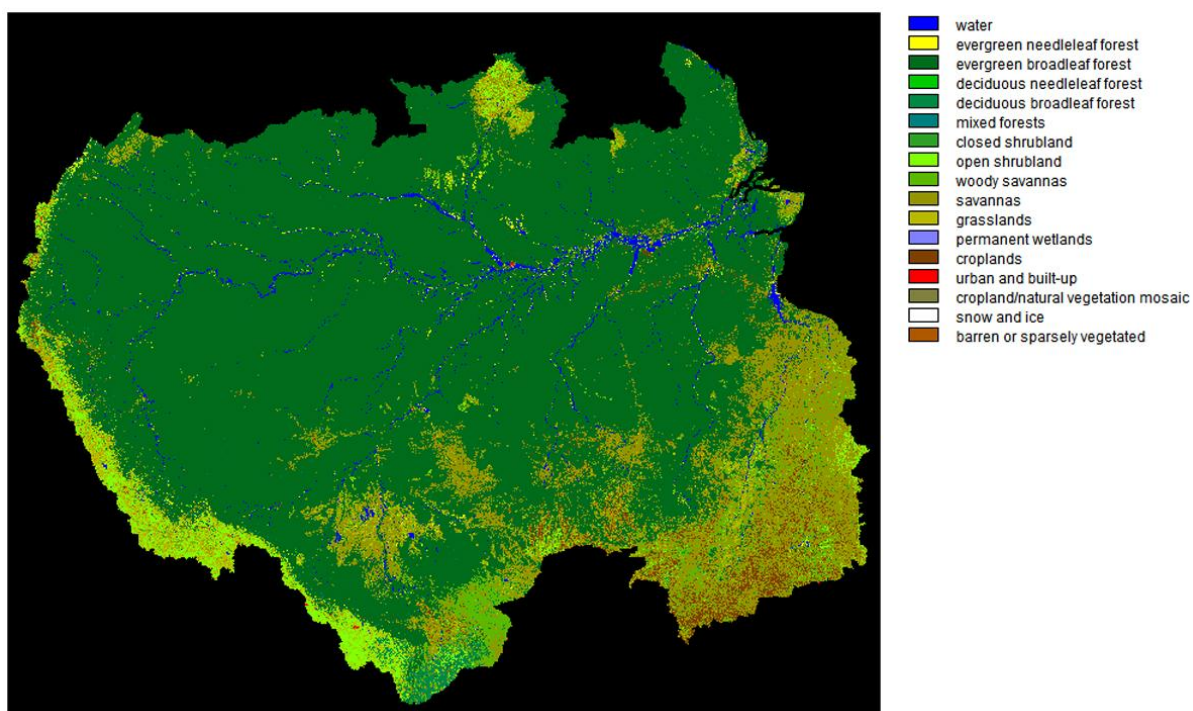


Figura 1. Classificação de biomas do produto MCD12Q1 na Bacia Amazônica para o ano de 2006.

Outro problema referente a estimativa da ET com base em dados ópticos de sensoriamento remoto em biomas tropicais refere-se a cobertura de nuvens principalmente em áreas sob influência da Zona de Convergência Intertropical (ZCIT). As chances de obtenção de imagens com 30% ou menos de cobertura de nuvens é mínima entre os meses de Novembro e Maio (durante a estação chuvosa) aumentando consideravelmente entre os meses de Junho e Setembro (estação seca). Considerando o período anual a probabilidade de obtenção de imagens com menos de 30% de cobertura de nuvem é inferior a 10% na faixa entre 0 e 5° de latitude Sul (Asner, 2001). Verificou-se que para o sítio K34, a 2,5° de latitude Sul, a disponibilidade de composições 8 dias de imagens MODIS é de 12 imagens por ano (média para o período entre 2000 e 2006), enquanto que para o sítio RJA, a 10° de latitude

Sul, a disponibilidade dessas composições é de 18 imagens por ano, sendo que para ambos os casos, as composições são temporalmente concentradas na estação seca.

A seguir são analisadas as estimativas de ET nos sítios K34 e RJA (figura 2). Ambos estão classificados no produto MCD12Q1 como floresta tropical latifoliada. Para o sítio K34, a correlação entre a ET média diária para períodos de 8 dias medida pelo sistema de covariância de vórtices turbulentos e estimada pelo algoritmo MOD16 foi de 0,50, com erro médio quadrático (RMSE) de $0,97 \pm 1,19$ mm/dia. Apesar da baixa correlação observa-se que o algoritmo apresenta uma boa resposta a sazonalidade da ET entre as estações seca e chuvosa. A média diária observada foi de $3,10 \pm 0,92$ mm/dia enquanto a média estimada foi de $3,47 \pm 0,69$ mm/dia. A longo prazo a estimativa da ET apresenta melhores resultados. A correlação mensal aumenta para 0,70 com RMSE mensal de 18%, enquanto que o RMSE anual diminui para aproximadamente 5%. A radiação explica 93% da variância da ET estimada no sítio K34. O sítio RJA, área de floresta sazonal semi-decidual, apresenta parametrização característica de floresta tropical latifoliada. Assim a correlação entre a ET média diária observada e estimada é de 0,25 com RMSE de $1,53 \pm 1,83$ mm/dia. A médio e longo prazo os resultados permanecem constantes. A correlação mensal é de 0,20 com RMSE mensal de 62%, enquanto que o RMSE anual é de 68%. Apesar de haver uma superestimativa de 1,18 mm/dia, verifica-se que a sazonalidade da ET estimada é relativamente coerente com a ET observada, sendo a variância da ET é explicada 60% pela radiação, 47% pelo LAI e 30% pelo VPD.

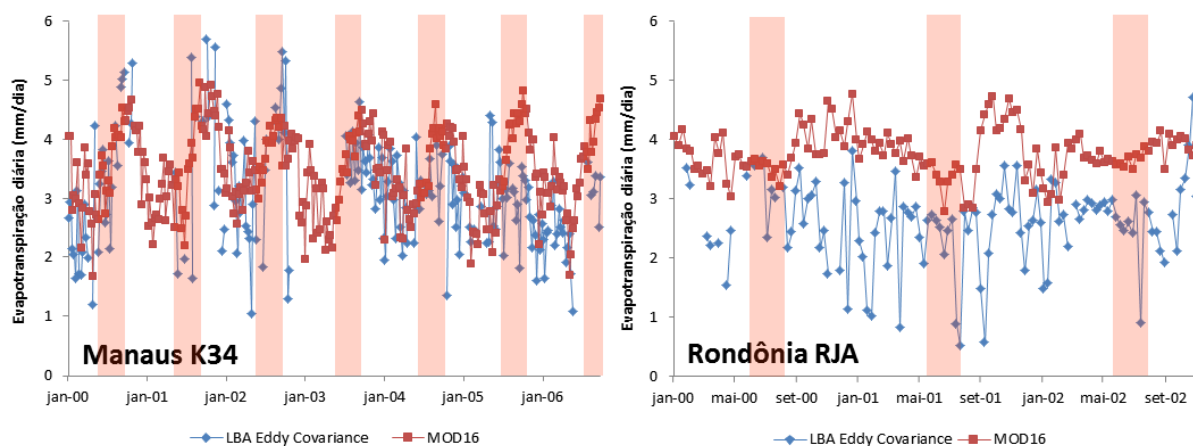


Figura 2. Estimativa da evapotranspiração média diária para um período de 8 dias com base no algoritmo MOD16 Versão 1 em áreas de floresta tropical latifoliada (Manaus K34) e floresta tropical sazonal (Rondônia RJA). As áreas sombreadas em vermelho correspondem a estação climatológica seca, definida pela precipitação inferior a evapotranspiração ($P < ET$).

5. Considerações finais

A implementação de um algoritmo de estimativa de ET global representa um grande desafio, principalmente por que este precisa ser simples o suficiente para uma fácil obtenção dos dados a nível global e ao mesmo o algoritmo também precisa ser complexo o bastante para capturar os processos de transferência de massa e energia em todos os biomas da superfície terrestre. Os maiores desafios encontram-se na estimativa da condutância estomatal e do dossel, fortemente condicionada a parametrizações baseadas em classificações de uso e cobertura da terra. Além disso, outros mecanismos envolvidos na estimativa da ET não estão incluídos no algoritmo, tais como resistência da camada limite para a evaporação do solo. Provavelmente as estimativas de ET apresentam melhores resultados a longo prazo, em escalas mensais ou anuais, e em grandes áreas, tais como bacias hidrográficas. Porém o grande potencial da estimativa de ET com base em dados de sensoriamento remoto está diretamente relacionado a variabilidade espacial do processo, que é de difícil obtenção a partir de equipamentos de campos tais como torres de fluxo.

Referências Bibliográficas

- Araújo, A.C.; Nobre, A.D.; Kruijt, B. 2002. Comparative measurements of carbon dioxide fluxes from two nearby towers in a central Amazonian rainforest: The Manaus LBA site. **Journal of Geophysical Research**, 107, 8090–9091.
- Asner, G.P. 2001. Cloud cover in Landsat observations of Brazilian Amazon. **International Journal of Remote Sensing**, 22(18), 3855–3862.
- Belward, A.S.; Estes, J.E.; Kline, K.D. 1999. The IGBP-DIS Global 1-km Land-Cover Data Set DISCover: A Project Overview. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, 65, 1013–1020.
- Bloom, S.; da Silva, A.; Dee, D.; Bosilovich, M.; Chern, J.D.; Pawson, S.; Schubert, S.; Sienkiewicz, M.; Stajner, I.; Tan, W.W.; Wu, M.L. 2005. **Documentation and Validation of the Goddard Earth Observing System (GEOS) Data Assimilation System - Version 4**. Technical Report Series on Global Modeling and Data Assimilation, n. 104606. Disponível em: <<http://gmao.gsfc.nasa.gov/systems/geos4/bloom.pdf>>. Acesso em: 28 Out 2010.
- Friedl, M. (s.d.) **Validation of the Consistent-Year V003 MODIS Land Cover Product**. Disponível em: <http://landval.gsfc.nasa.gov/pdf/MOD12_supporting_materials.pdf>. Acesso em: 28 Out 2010.
- Freund, Y. 1995. Boosting a weak learning algorithm by majority. **Information and Computation**, 121(2), 256–285.
- Global Modelling and Assimilation Office (GMAO). 2004. **File specification for GEOSDAS gridded output version 5.3 report**. Greenbelt, MD: NASA Goddard Space Flight Cent.
- Landsberg, J.J.; Gower, S.T. 1997. **Applications of physiological ecology to forest management**. Academic Press, 354 p.
- Myneni, R.B.; Hoffman, S.; Knyazikhin, Y.; Privette, J.L.; Glassy, J.; Tian, Y.; Wang, Y.; Song, X.; Zhang, Y.; Smith, G.R.; Lotsch, A.; Friedl, M.; Morisette, J.T.; Votava, P.; Nemani, R.R.; Running, S.W. 2002. Global products of vegetation leaf area and fraction absorbed PAR from year one of MODIS data. **Remote Sensing of Environment**, 83: 214–231.
- Mu, Q.; Heinsch, F.A.; Zhao, M.; Running, S.W. 2007a. Development of a global evapotranspiration algorithm based on MODIS and global meteorology data. **Remote Sensing of Environment**, 111(4), 519–536.
- Mu, Q.; Zhao, M.; Heinsch, F.A.; Liu, M.; Tian, H.; Running, S.W. 2007b. Evaluating water stress controls on primary production in biogeochemical and remote sensing based models. **Journal of Geophysical Research**, 112, G01012, doi:10.1029/2006JG000179.
- Muchoney, D.; Strahler, A.; Hodges, J.; Lo Castro, J. 1999. The IGBP discover confidence sites and the system for terrestrial ecosystem parameterization: tools for validating global land cover data. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, 65(9), 1061–1067.
- Nishida, K.; Nemani, R.R.; Running, S.W.; Glassy, J.M. 2003. An operational remote sensing algorithm for land surface evaporation. **Journal of Geophysical Research**, doi:10.1029/2002jd002062.
- Turner, D.P.; Urbanski, S.; Bremer, D.; Wofsy, S.C.; Meyers, T.; Gower, S.T. 2003. A cross-biome comparison of daily light use efficiency for gross primary production. **Global Change Biology**, 9, 383–395.
- van de Griend, A.A. 1994. Bare soil surface resistance to evaporation by vapour diffusion under semiarid conditions. **Water Resources Research**, 30, 181–188.
- von Randow, C.; Manzi, A.O.; Kruijt, B. 2004. Comparative measurements and seasonal variations in energy and carbon exchange over forest and pasture in South West Amazonia. **Theoretical and Applied Climatology**, 78, 5–26.
- Wang, Y.; Woodcock, C.E.; Buermann, W.; Stenberg, P.; Voipio, P.; Smolander, H.; Hame, T.; Tian, Y.; Hu, J.; Knyazikhin, Y.; Myneni, R.B. 2004. Evaluation of the MODIS LAI algorithm at a coniferous forest site in Finland. **Remote Sensing of Environment**, 91, 114–127.
- Zhao, M.; Heinsch, F.A.; Nemani, R.; Running, S.W. 2005. Improvements of the MODIS terrestrial gross and net primary production global data set. **Remote Sensing of Environment**, 95, 164–176.