

ÍNDICE DE PRECIPITAÇÃO ANTECEDENTE PARA ESTIMAR UMIDADE DO SOLO E CORRELACIONAR COMO PROCESSO DESENCADEADOR NA OCORRÊNCIA DE MOVIMENTO DE MASSA

Autores

Márcio Augusto Ernesto de Moraes¹

Rodolfo Moreda Mendes²

Resumo

Movimentos de massa são fenômenos muito perigosos que ocorrem em diferentes partes do mundo e representam ameaças significativas para os seres humanos. Eventos de chuvas intensas é o principal processo desencadeador de deslizamentos de terra nas regiões de encostas urbanizadas, principalmente aquelas consideradas áreas de risco, também vários outros fatores contribuem para o processo, portanto, é necessário analisar as causas de tais incidentes relacionados de todas as formas possíveis. A umidade do solo desempenha um papel importante nos sistemas de interação superfície-atmosfera da Terra, portanto medições e suas estimativas são cruciais para compreender todos os processos envolvidos no balanço hídrico, especialmente aqueles relacionados à deslizamentos de terra. A umidade do solo pode ser estimada a partir de medições in situ usando diferentes sensores e técnicas, sensoriamento remoto por satélite, modelagem hidrológica e indicadores para indexar as condições de umidade. A umidade do solo antecedente pode ser responsável por uma diferença significativa no escoamento referente ao mesmo evento de chuva em uma bacia hidrográfica. O Índice de Precipitação Antecedente (“Antecedent Precipitation Index- API”) ou “chuva retida”, juntamente com a condição de umidade antecedente do Serviço de Conservação de Recursos Naturais, são geralmente aplicados para a estimativa do escoamento em bacias hidrográficas onde os dados são limitados ou não disponíveis. Este trabalho tem como objetivo explorar o API na estimativa da umidade do solo e estabelecer limiares com base nas ocorrências de deslizamentos ocorridos. A umidade estimada do solo será comparada e calibrada usando medições realizadas por meio de sondas que usam multisensor por capacitância instaladas em área de risco localizada na região montanhosa do município de Campos do Jordão pertencente a São Paulo/Brasil. A API considerada no cálculo recebeu modificações, onde o coeficiente de recessão depende da variabilidade da temperatura do ar como também a temperatura da média climatológica, que pode ser considerado como perdas no balanço hídrico por evapotranspiração. Uma vez calibrado o API, ele será usado para extrapolar para toda a bacia hidrográfica e conseqüentemente a umidade do solo. Usando movimentos de massa registrados e confrontando com API e umidade do solo, será possível determinar limiares, portanto, poderá ser usado para antecipar a ocorrência de deslizamentos.

Palavras-chave: Movimento de massa. Índice de chuva antecedente. Umidade do solo. Limiares. Balanço hídrico.

PRECIPITATION INDEX TO ESTIMATE SOIL MOISTURE AND CORRELATE AS A TRIGGERING PROCESS IN THE OCCURRENCE OF MASS MOVEMENT

¹ Pós-Doutorado na Lund University – Suécia, no Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE e Pesquisador Titular no Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais – CEMADEN - São José dos Campos – SP. E-mail: marcio.moraes@cemaden.gov.br

² Pós-Doutorado na Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto – FEUP – Portugal e INPE e Pesquisador Titular no Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais – CEMADEN - São José dos Campos – SP. E-mail: rodolfo.mendes@cemaden.gov.br

Abstract

Landslides are very dangerous phenomenon occurring into different parts around the world and have posed significant threats to humans. Intense heavy rainfall is the main process triggering landslides in the urbanized slope regions, mainly those considered risk areas, and several other factors contribute to the process, therefore, it is necessary to analyze the causes of such related incidents in all possible ways. Soil moisture plays important role in the Earth surface-atmosphere interactions systems, hence, measurements to estimate is crucial to understand all process involved in water balance, and especially those related to landslides. The soil moisture can be estimated from measurements in situ using different sensors and techniques, satellite remote sensing, hydrological modeling, and indicators to index the moisture conditions. Antecedent soil moisture can be responsible for a difference of several times in runoff from the same storm in an identical watershed. The Antecedent Precipitation Index (API) or “retained rainfall”, together with the Natural Resource Conservations Service’s antecedent moisture condition are usually applied for the estimation of runoff on watersheds where data are limited or not available. This work has the subject to explore the API in estimating the soil moisture and establishes thresholds based on registered landslides occurrences. Estimated soil moisture is compared with in situ measurements from multisensor capacitance probes installed on risk area located in the mountain region of Campos do Jordão municipality belonging to São Paulo/Brazil. The API used follow the modifications proposed by Zhao (2019), where the recession coefficient depend on air temperature variability, which could consider the variation of evapotranspiration process. Once the API is calibrated, it will be used to extrapolate to entire watershed and, thereafter soil moisture. Using recorded landslides and confronting with API it will be possible to determine threshold, hence, it could be used to anticipate landslides occurrence.

Keywords: Landslides. Antecedent Precipitation Index. Soil Moisture. Threshold. Water balance.

INTRODUÇÃO

Movimentos de massa, principalmente os deslizamentos de solo são considerados desastres naturais de grande frequência e que causam perdas de vidas humanas como também perdas econômicas (Aditian, 2018). No Brasil, as regiões mais atingidas são as encostas densamente urbanizadas presentes, principalmente, nos grandes centros urbanos do Sul, Sudeste e Nordeste. Nas regiões Sul e Sudeste, a maioria das ocorrências de movimentos de massa são nas encostas ocupadas das regiões montanhosas da costa brasileira (Coelho-Netto, 2009). Na região Nordeste, de acordo com o atlas brasileiro de desastres naturais (2013), as ocorrências estão concentradas na Bahia e em Pernambuco, que tem características de formação barreiras (Bandeira 2015).

A principal variável ambiental preparatória e desencadeadora do processo de deslizamento é a chuva. Alguns índices de chuva, tais como acumulados de chuva de 24h, 48h ou 72 h, obtidos por métodos de correlação empírica, por exemplo, são usualmente empregados em Planos Preventivos de Defesa Civil como limiares críticos operacionais em sistemas de alertas para previsão de deslizamentos em encostas urbanizadas. No entanto, o conhecimento e uso apenas dos limiares de chuva não permite a emissão de alertas precisos e consistentes, pois o processo de

deflagração dos deslizamentos envolve outros fatores ou variáveis geoambientais com o mesmo grau de importância que a chuva.

Neste contexto, destacam-se as variáveis geoambientais ou geotécnicas denominadas de sucção matricial e umidade do solo. O conhecimento do comportamento dessas variáveis em solos não saturados é imprescindível para compreender melhor o mecanismo de ruptura dos deslizamentos em encostas urbanas e, conseqüentemente, definir limiares críticos operacionais mais precisos e robustos, usando-os conjuntamente com limiares de chuva (acumulados e intensidade) para prever a ocorrência deste tipo de processo.

A umidade do solo é uma variável geotécnica que pode ser obtida por meio de medição direta *in situ*, a partir do uso de sensores/equipamentos de monitoramento em tempo real, ou estimada a partir de diferentes técnicas ou métodos empíricos, inclusive utilizando dados de monitoramento para calibração ou ajuste dos modelos de previsão (Teng et al. 2007; Zhao et al. 2011; Ma et al. 2014; Suribabu and Sujatha 2019; Zhao et al. 2019; Schoener and Stone 2020).

Estimativas de umidade do solo com base em modelos podem cobrir uma ampla gama de escalas espaciais e temporais como também sua complexidade. Uma abordagem amplamente utilizada para inferir a umidade do solo é embasada no índice de precipitação antecedente (“Antecedent Precipitation Index – API), que é calculado por meio da somatória da chuva diária antecedente, ponderada por um determinado fator a ser determinado, que pode englobar toda a complexidade das características do solo e seus processos devido a um evento de chuva.

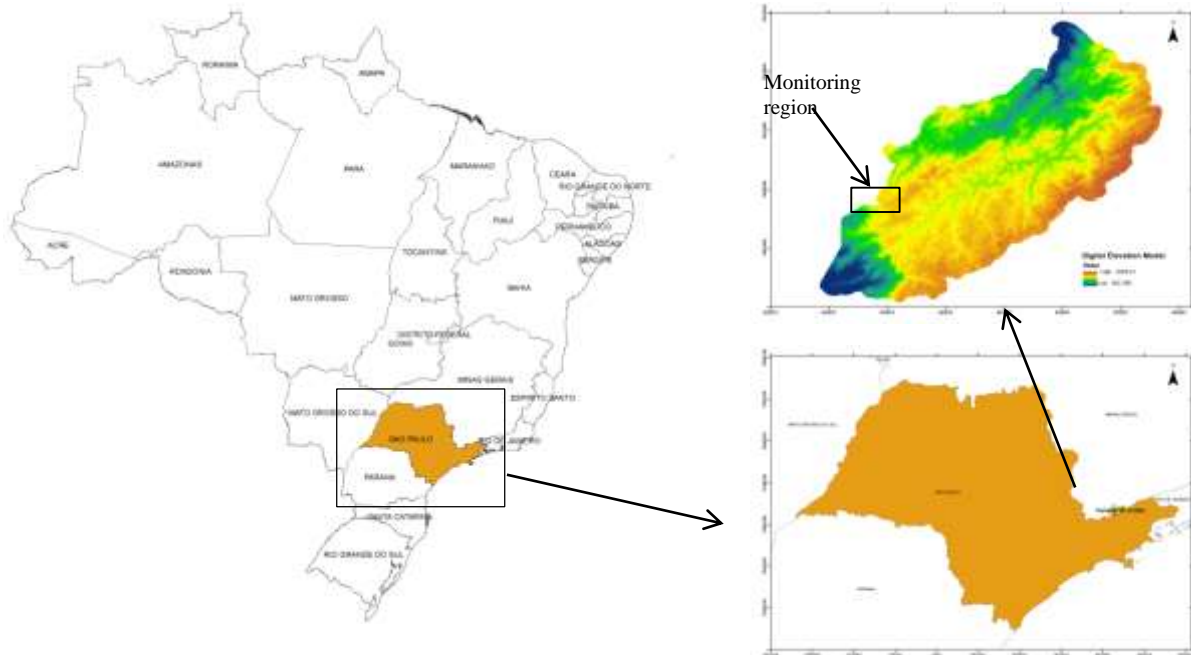
Logo, o presente trabalho propõe estimar a umidade do solo e estabelecer limiares críticos operacionais com base nas ocorrências de deslizamentos pretéritos, a partir de modelagem empírica do índice de precipitação antecedente (API), usando medições de campo de umidade do solo obtidas por meio de sensores e equipamentos que usam multisensor por capacitância instaladas em área de risco localizada na região montanhosa do município de Campos do Jordão pertencente a São Paulo/Brasil.

2 ÁREA DE ESTUDO E FONTE DOS DADOS

O município de Campos do Jordão localiza-se no Estado de São Paulo, na fronteira com Minas Gerais, precisamente na região montanhosa, denominada de Serra da Mantiqueira, que é parte do Planalto Atlântico, possuindo altitudes que variam desde 922 metros no vale do Rio Sapucaí junto à divisa com o Município de Piranguçu (Minas Gerais), até 2008 metros na região

da Fazenda da Lavrinha no Município de Guaratinguetá (SP). A Figura 1 mostra a localização de Campos do Jordão, o modelo digital de elevação do terreno, como também a área específica, denominada aqui de “região de monitoramento”.

Figura 1 – Localização do Município de Campos do Jordão, o Modelo de elevação do terreno, e a região do Município que é objetivo de estudo desse trabalho, a “região de monitoramento”.



Fonte: os autores.

A região urbana do município situa-se no compartimento do planalto conhecido como Planalto de Campos do Jordão que apresenta relevo de morros com serras restritas, caracterizado por topos arredondados, vertentes com perfis retilíneos, por vezes abruptas, drenagem de alta densidade, padrão dendrítico a pinulado, vales fechados com planícies interiores restritas (PONÇANO et al, 1981).

O relevo é suportado por rochas metamórficas com intrusões graníticas que seguem uma estruturação regional de direção NE dada por zonas de cisalhamento e foliação metamórficas das rochas pré-cambrianas, com destaque para a Falha de Jundiuvira situada na borda do Planalto de Campos de Jordão próxima à escarpa com a Serra da Mantiqueira. As rochas predominantes correspondem gnaisses e migmatitos do Complexo Paraíba do Sul (BISTRICH ET AL, 1981). Os materiais não consolidados são encontrados na forma de depósitos sedimentares e solos residuais.

Nas planícies fluviais em anfiteatros erosivos ocorrem pacotes de argila orgânica significativos. Os solos residuais sobrepostos às encostas de rochas cristalinas correspondem a cambissolos. A variação textural destes solos resulta da heterogeneidade do maciço rochoso gnaisse-migmatítico, sendo no geral predominantemente formados por silte e areia fina, com ocorrência de argila variável, a depender do grau de alteração do perfil. O material saprolítico formado subjacente aos horizontes residuais, resultante da decomposição da rocha gnaisse-migmatítica, apresenta textura predominantemente areno-argilosa, sendo que a quantidade de silte e argila pode variar em profundidade (IG, 2014).

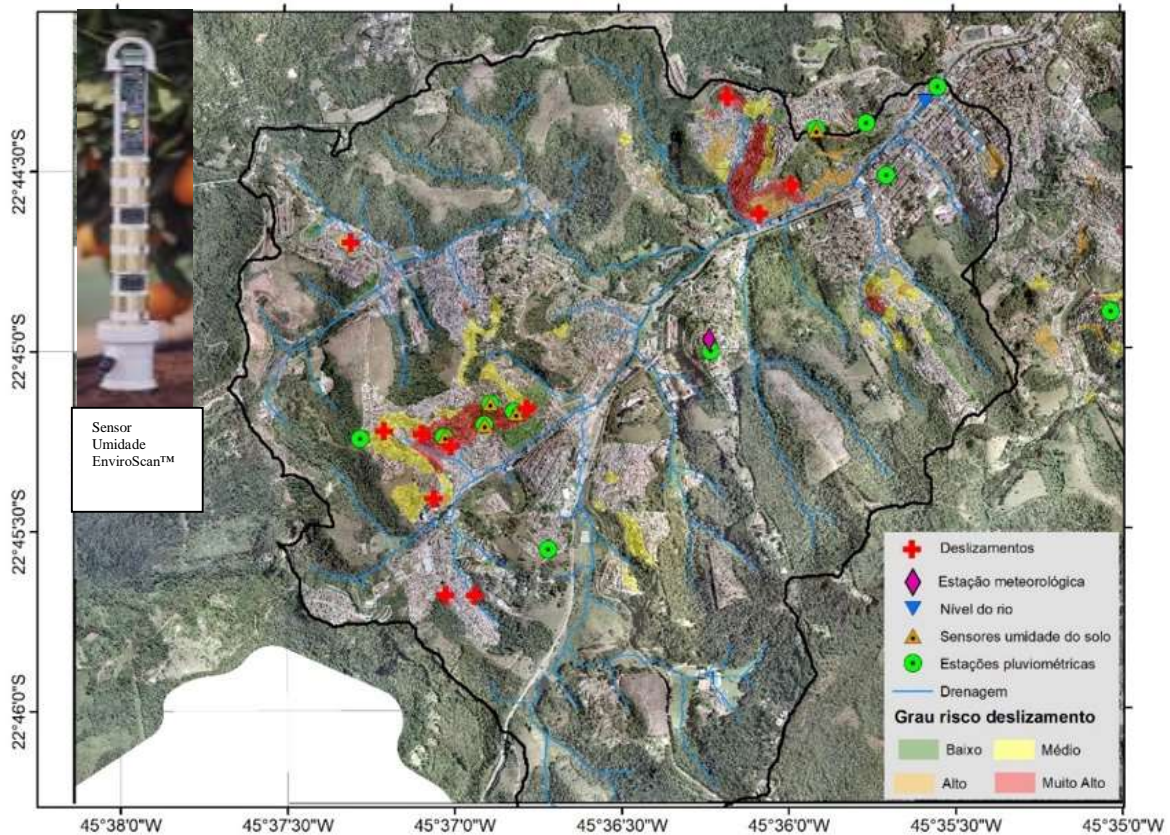
As temperaturas médias anuais variam em torno dos 14 °C, com mínimas abaixo do 0 °C e máximas podendo ultrapassar os 30 °C. A pluviosidade tem grande variação atingindo totais anuais entre 800 e 2800 mm. A distribuição das chuvas durante o ano mostra concentração superior a 80% entre os meses de outubro a março, sendo que dezembro, janeiro e fevereiro são os meses mais úmidos. De acordo com Delgado (2004) este período chuvoso faz parte do fenômeno de grande escala conhecido como Zona de Convergência do Atlântico Sul – ZCAS, que é um dos fenômenos mais importantes na escala regional do verão na América do Sul. Muitos eventos de enchentes, inundações e movimento de massa estão associados a chuvas extremas causadas por ZCAS (Seluchi, 2009; da Silva et. al, 2020; da Silva et al, 2018; Vasconcelos, 2010, Hirata, 2017).

Campos do Jordão, devido seu relevo bastante íngreme, com vales, anfiteatro e escarpas acidentadas, apresenta grande recorrência em eventos de movimento de massa como também de inundações. Em janeiro de 2000, foi registrado um dos piores deslizamento de terra, onde ocorreram a perda de 10 vidas, mais de 100 pessoas feridas e 423 casas gravemente afetadas nas suas estruturas (Mendes et. al 2018 a, b; Mendes e Valerio-Filho, 2015).

As regiões do município que mais sofre com movimento de massa são os bairros da Vila Albertina, Santo Antônio e Britador, que estão inseridos na bacia do Rio Piracuama. Devido a recorrência de eventos, essa região do município recebeu equipamentos e sensores para monitoramento em tempo real, que são sensores de umidade, pluviômetros e sensor nível de rio.

A localização dos sensores, mapeamento do grau de risco de deslizamento, a drenagem e a delimitação da bacia são mostradas na Figura 2. Também é apresentado a localização dos registros das ocorrências de movimentos de massa para o período de 2009 até 2020.

Figura 2 – Bacia do rio Piracuama e localização dos sensores para monitoramento da chuva e umidade do solo, nível do rio, como também o mapeamento de risco para deslizamentos e o registro das ocorrências de deslizamentos.



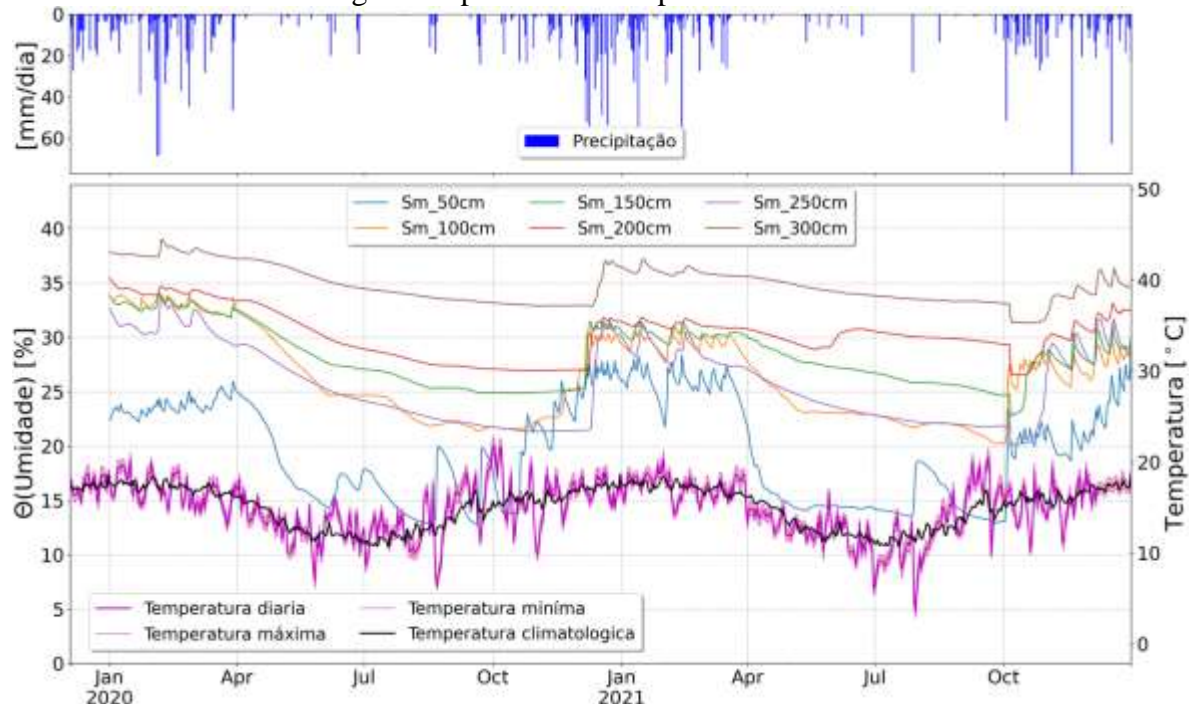
Fonte: os autores.

Os sensores de umidade mostrados na Figura 2, são sensores do tipo EnviroScan™ instalados em tubos de acessos fabricados por Sentek Pty. Ltd, contendo seis sensores capacitivos (distanciados a cada 50 cm) distribuídos ao longo de três metros inseridos no solo. Os sensores geram saídas em conteúdo volumétrico de água no solo (milímetros de água por 100 mm de solo). Esses valores são convertidos de uma frequência em escala usando uma equação de calibração padrão, tendo como base dados obtidos de vários estudos científicos em uma variedade de texturas de solo (Mendes et al., 2018). Os dados disponíveis dos sensores de umidade estão limitados ao período de 04/12/2019 até o presente momento, mas os dados para o mês de dezembro de 2019 tiveram que ser descartados por possuírem erros na calibração. Desta forma, definiu-se o período de 01/01/2020 até 31/12/2021 como a base de dados para análise neste trabalho.

Na Figura 3 é apresentada as variações de temperatura diária (máximos, mínimos e médias diárias), a temperatura diária média climatológica (calculada com base na série história da estação

meteorológica do INMET), a precipitação diária e a umidade do solo para as diferentes profundidades (50cm a 300cm), para um dos pontos de coletas mostrados na Figura 2. Pode-se observar uma clara distinção entre o período seco, iniciando no mês de abril, e o período úmido iniciando em outubro, com temperaturas máximas bem acima da média climatológica. Também fica claro que a umidade do solo, na profundidade de 50cm, tem resposta à chuva de forma bem mais rápida. Em relação a temperatura, pode ser observado que no período seco as temperaturas atingem seus valores mínimos, tanto para as máximas diárias quanto para as mínimas.

Figura 3 – Temperatura (máxima, mínima, média diária, e média climatológica), precipitação e a umidade do solo registrada para diferentes profundidades.



Fonte: os autores (INMET).

3 ÍNDICE DE PRECIPITAÇÃO ANTECEDENTE

O índice de chuva antecedente (API) é geralmente usado para estimar escoamentos superficiais, com base em eventos de chuvas registradas por meio de pluviômetros ou por outras técnicas de estimativa, em bacias hidrográficas não monitoradas ou sem informações que permitam o cálculo direto, como por exemplo dados de vazão (Ali, 2010). A precipitação antecedente é calculada com base na chuva registrada dias antes em relação ao dia do evento que se refere, podendo também ser usada como uma medida da umidade do solo. A condição inicial do solo, em relação ao seu conteúdo de água, é de importância crucial ter conhecimento quantitativo uma vez

que o solo seco responde diferentemente de um solo úmido ou saturado. O processo físico pode ser bem complexo, mas conceitualmente pode-se dizer que a resposta difere devido a redução da capacidade de infiltração (Heggen, 2001).

Kohler e Linsley's (1951) apresentaram uma equação para o cálculo do API, da seguinte forma:

$$API = \sum_{t=-1}^{-i} P_t k^{-t} \quad (1)$$

Onde i representa o número de dias antecedentes, k é uma constante de decaimento, também chamado de coeficiente de recessão, e P_t é a precipitação durante o dia t . Esse modelo também pode ser considerado como “chuva retida” (Singh, 1989).

A Equação 1, apresenta o coeficiente de recessão sendo constante, discordando dos processos físicos que variam em diferentes escalas temporais. O coeficiente de recessão deve considerar as perdas de água seja devido a evapotranspiração ou por drenagem. Uma vez que a evapotranspiração depende de diversos fatores (por exemplo: temperatura, radiação solar, velocidade do vento, entre outros), que variam ao longo do dia, o coeficiente de recessão deve ser calculado de forma a considerar essa variabilidade. Zhao (2019) propôs uma reformulação no cálculo do coeficiente de recessão considerando apenas a variação da temperatura diária, sendo expressa pela Equação (2).

$$k = 0.84 + \delta(20 - T_{avg}) \quad (2)$$

Onde T_{avg} é a temperatura média diária (°C) e δ é um parâmetro de sensibilidade (°C⁻¹). O valor 0.84 usado na equação advém da recomendação do trabalho de Crozier e Eyles (1980), e a temperatura de 20 °C é a temperatura usada quando o valor 0.84 é considerado.

Partindo da Equação (2), é proposto neste trabalho modificações que consideram variabilidade nos dois valores constantes usados no trabalho de Zhao (2019), com o objetivo de capturar a dinâmica local, sendo expressa pela Equação (3).

$$k = k_{opt} + \delta(T_{clt} - T_{avg}) \quad (3)$$

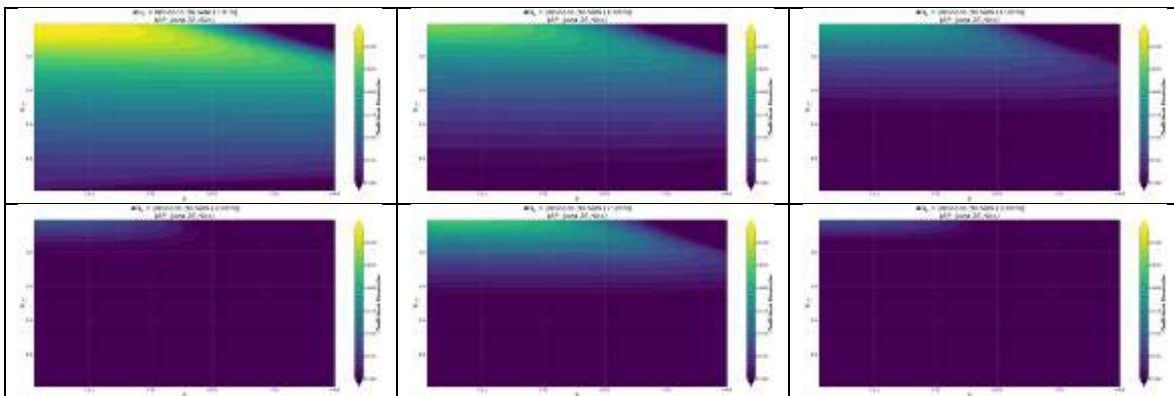
Onde k_{opt} representa o valor otimizado, para cada ponto onde o API for calculado, do coeficiente de recessão, a ser determinado, T_{clt} é a temperatura diária média climatológica calculada com base na série histórica registrada. Com as modificações é esperado que a correlação

entre API e a umidade do solo seja melhorada, uma vez que os parâmetros serão otimizados levando em conta a variação diária da temperatura (diferença em relação à média climatológica), como também o coeficiente de recessão otimizado.

A estratégia utilizada para encontrar os valores ótimos de k_{opt} e δ partiu da construção de uma função, $k(t, k_{opt}, \delta, T_{clt}, T_{avg})$, com variação diária (t) dependente do coeficiente de recessão padrão (k_{opt}), do parâmetro de sensibilidade (δ) e das temperaturas (T_{clt}, T_{avg}). Essa função é usada para o cálculo do API (Eq. 1), onde o $API(P_t, k, ps, napi)$ depende da precipitação (P_t), do coeficiente de recessão (k), calculada para cada profundidade (ps) registrada nos sensores de umidade do solo (50cm a 300cm) e para diferentes quantidade de dias antecedentes ($napi = 3, 7, 14, 21$ e 28 dias).

Para se alcançar os valores ótimos dos parâmetros k_{opt} e δ , comparou-se a API resultante com os valores da umidade de solo para as diferentes profundidades e calculou-se o coeficiente de correlação de Pearson. Diferentes combinações k_{opt} e δ foram utilizados para o cálculo do coeficiente de recessão, com o objetivo de ajustar k para melhor representar a taxa de infiltração de água no solo da região estudada. A Figura 4 apresenta os intervalos de valores para k_{opt} e δ para as diferentes profundidades do solo e considerando 28 dias de chuva antecedente para o cálculo do API, como também a região onde os coeficientes de correlação atingem os melhores resultados. Pode-se observar que as profundidades de 50cm e 100cm se apresentam como as melhores candidatas para se estabelecer uma relação entre o API e umidade do solo.

Figura 4 – variação dos parâmetros k_{opt} e δ , como também os coeficientes de correlação calculados para cada combinação entre k_{opt} e δ , representado pela escala de cores.



Fonte: os autores.

Para se determinar os melhores coeficientes de correlação realizou-se uma busca em todas as combinações para os parâmetros k_{opt} e δ (com os intervalos de acordo com a Figura 4), nas diferentes profundidades como também para diferentes números de dias antecedentes do API. A Figura 5 sintetiza a busca dos melhores valores para o coeficiente de correlação entre a umidade do solo e API.

Pode-se observar que para o API de 3, 7, e 14 dias antecedentes (representado pelos números internos aos círculos da figura), em quase todas as profundidades do solo (com exceção de 50cm), as correlações ficaram abaixo de 0.70 e para 21 e 28 dias as correlações alcançaram os melhores resultados ficando com valores acima de 0.7 para profundidades de 50cm e 100cm, e os piores resultados foram para as profundidades de 200cm e 300cm.

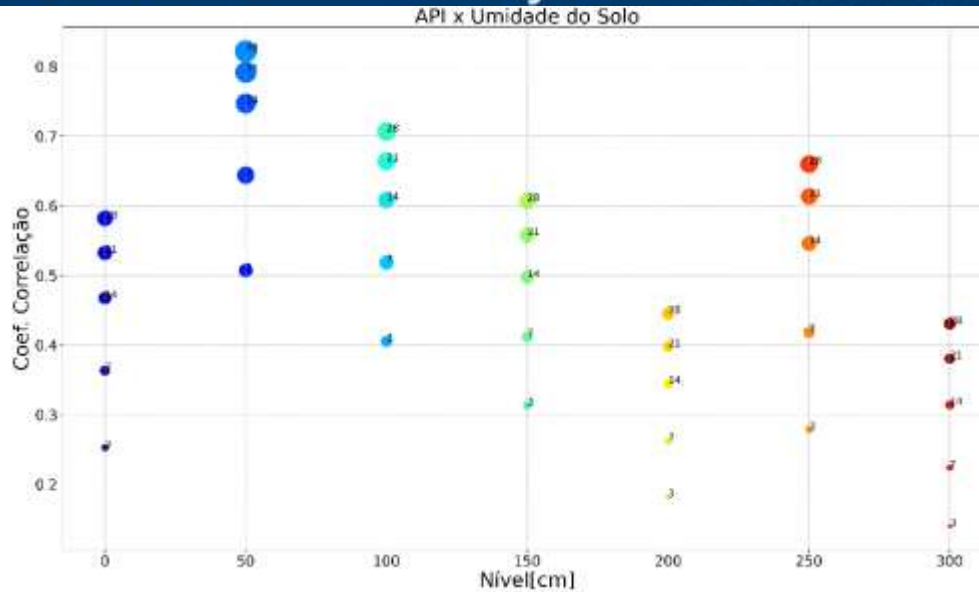
Desta forma, para se alcançar a melhor correlação deve ser usado o API de 28 dias e profundidade de 50cm. Cabe ressaltar que as correlações foram obtidas com uma série histórica limitada de dois anos, que pode acarretar valores baixos para as correlações, como também limitar para outras profundidades. O ideal seria uma boa correlação com solos mais profundos, especialmente de 250cm, uma vez que nesta profundidade é que mais se caracteriza com eventos de movimento de massa.

O valor 0cm na Figura 5 se refere a umidade do solo média calculada com base nas diferentes profundidades, a qual não se apresentou com boa correlação.

No trabalho de Zhao (2019) o parâmetro k_{opt} tem valor fixado em 0.84, e o valor de δ foi explorado entre 0 e 0.03, obtendo o valor ótimo em 0.012, sendo essa otimização válida para umidade do solo na profundidade de até 10cm e API calculado para 3 dias de antecedência, usando uma série histórica de 11 anos. Também foi explorado a limitação no valor do API_{max} , para expressar a capacidade máxima de retenção da água no solo que pode superestimar a umidade do solo.

Essa limitação é imposta no cálculo do API quando este atinge um certo limiar, e em Zhao (2019) foi definido como limiar o valor de 35mm, o qual melhorou consideravelmente a correlação entre o API e a umidade do solo. Este procedimento também foi empregado no API proposto aqui neste trabalho, onde o coeficiente de correlação atingiu o valor de 0.89 na profundidade de 50cm, com $API_{max} = 120mm$.

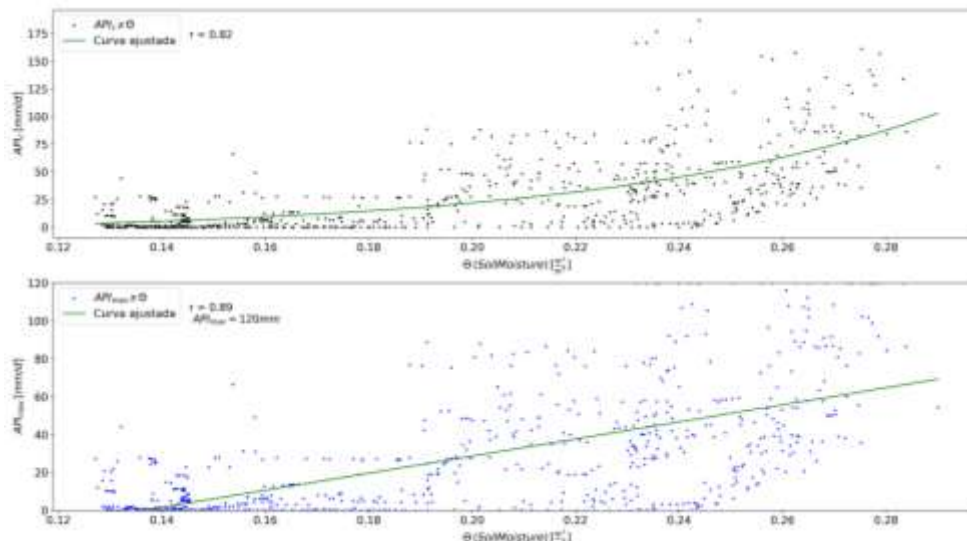
Figura 5 – Resultados da busca dos melhores coeficientes de correlação de Pearson entre a umidade do solo e API para as diferentes profundidades do solo e número de dias antecedentes usados para o cálculo do API.



Fonte: os autores.

Com os parâmetros otimizados, k_{opt} e δ , pôde-se chegar ao melhor API, e partindo-se deste foi possível construir curvas ajustadas para representar a relação entre API e a umidade do solo (θ). A Figura 6 apresenta a dispersão dos pontos de $\theta \times API_c$ (parte superior), e a melhor curva ajustada que tem comportamento exponencial e coeficiente de Pearson com valor igual a 0.82; e na parte inferior, tem-se a dispersão $\theta \times API_{max}$, com curva ajustada tendo comportamento linear e coeficiente de Pearson em 0.89. Pode-se observar que ao limitar o cálculo do API a relação com a umidade do solo tende a ser linear, mesmo usando uma série histórica curta de dois anos.

Figura 6 – Ajuste de curva para os índices API_c e API_{max} calculados na profundidade do solo em 50cm.



Fonte: os autores.

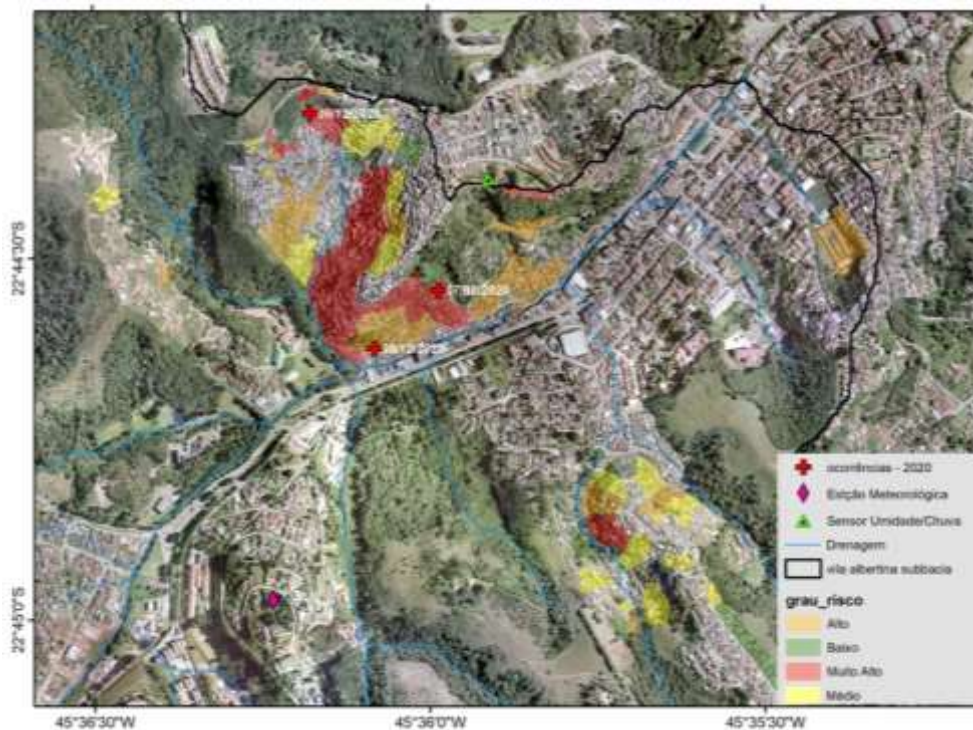
Uma vez que a proposta é estabelecer o API para estimar a umidade do solo em pontos onde não se tenha sensores de umidade, como também definir limiares que desencadeiam movimentos de massa, fez-se um levantamento das ocorrências de deslizamentos na região de estudo os quais são sintetizados na Tabela 1, que apresentam somente os registros para o período de dados dos sensores de umidade (01/01/2020 – 31/12/2021). Pode-se observar que as ocorrências foram registradas no período chuvoso do município, que abrange os meses de outubro até abril. A Figura 7 mostra a localização dos eventos de deslizamentos registrados, sendo apresentados somente àqueles que ocorreram próximo ao sensor de umidade. Estas informações são essenciais para verificação da eficiência em usar o API como estimador de umidade do solo e consequentemente estabelecimento de limiares.

Tabela 1 – Registro das ocorrências de movimentos de massa

Data	Tipo	Impacto
07/02/2020	Em talude de aterro lançado/natural	15 pess. / 3 moradias em risco
09/12/2020	Em talude de corte/aterro lançado	3 pess. / 2 moradias interditadas
09/12/2020	Em talude de corte/aterro lançado	16 pess. / 4 moradias interditadas
09/12/2020	Em talude de corte	4 pess. / 1 moradia em risco
09/12/2020	Em talude de corte	4 pess. / 1 moradia em risco

Fonte: os autores.

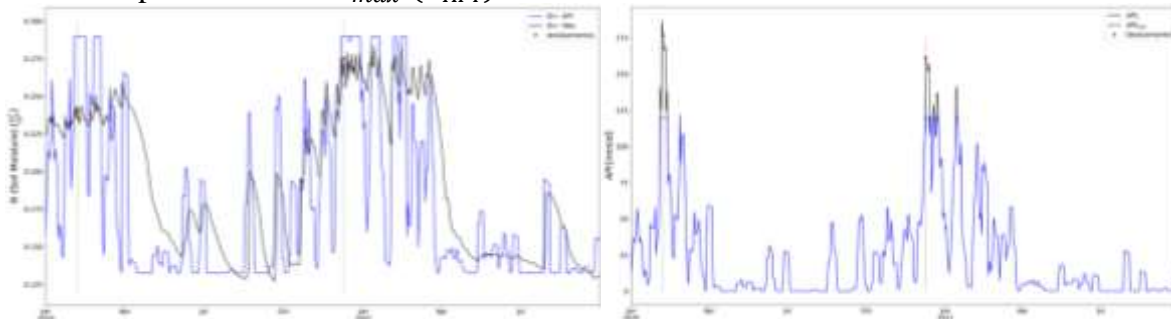
Figura 7 – Localização dos registros de deslizamentos ocorridos em 2020.



Fonte: os autores.

A verificação de performance do API como índice para prever movimentos de massa pode, inicialmente, ser observada por meio da Figura 8, onde se observa o momento da ocorrência dos deslizamentos e os valores para, API_c , API_{max} (figura 8a), umidade do solo observado (Θ) e a umidade calculada por meio do API_{max} (figura 8b). Na Figura 8a, observa-se que no primeiro evento de deslizamento (07/02/2020), o API_c atingiu o máximo antes do deslizamento, e no segundo evento (09/12/2020), o valor máximo do API_c coincidiu. Dessa forma API_c não poderia ser considerado um bom preditor uma vez que nos eventos não forneceu um comportamento padrão. Para o API_{max} , em ambos os eventos, o comportamento foi padrão, onde ao atingir um valor máximo os eventos ocorreram acima deste, indicando uma boa performance em prever eventos de deslizamentos. Fazendo-se análise semelhante para a umidade do solo observada e calculada por meio do API_{max} , (Θ_{API}) (figura 8b), pode-se observar que o valor máximo foi alcançado antes da ocorrência dos deslizamentos, também indicando ser um bom preditor de eventos.

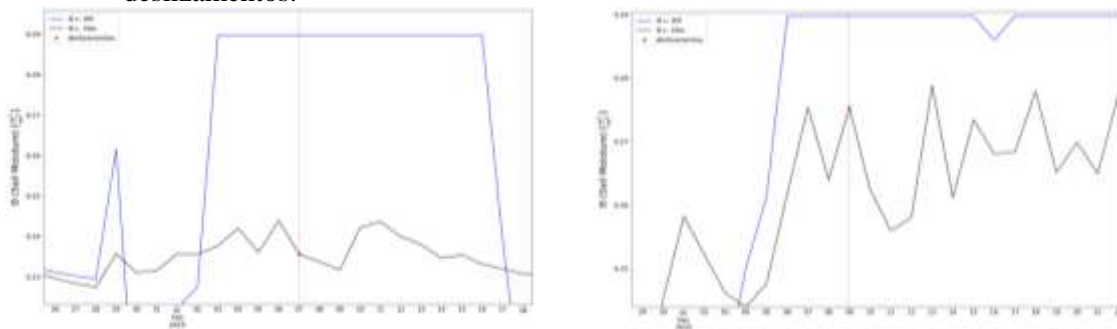
Figura 8 – (a) variação ao longo do período de observação para API_c e API_{max} confrontados com os eventos de deslizamentos. (b) umidade do solo observada e umidade do solo calculada por meio do API_{max} (Θ_{API}) confrontados com os eventos de deslizamentos.



Fonte: os autores.

Fazendo-se uma análise mais detalhada da Figura 8, ressaltando as datas dos deslizamentos, pode-se observar que Θ_{API} atinge valor máximo de 0.29 alguns dias antes da ocorrência dos deslizamentos nas duas datas distintas (Figura 9), e que a umidade do solo observada teve variação em relação as ocorrências, não indicando um limite claro para o deslizamento. Desta forma, pode-se estipular um limiar inicial, para o ponto verificado, sendo de $\Theta_{API} = 0.29$. Cabe ressaltar que a série histórica, tanto para o registro da umidade do solo quanto para os eventos de deslizamentos, é bem curta podendo limitar as correlações calculadas, como também a análise de performance do API como um possível previsor de movimentos de massa.

Figura 9 – Detalhe da variação da umidade do solo observada e Θ_{API} para as datas de ocorrências de deslizamentos.



Fonte: os autores.

CONCLUSÕES

A proposta deste trabalho foi de estabelecer um modelo para o cálculo de índice de chuva antecedente e com este obter umidade do solo com a finalidade de estimar um limiar crítico para movimentos de massa. Apesar da série histórica da umidade de solo e dos eventos de deslizamentos serem curtos, os resultados se mostraram promissores, uma vez que Θ_{API} apresentou seu valor máximo ($\Theta_{API} = 0.29$) antes da ocorrência dos deslizamentos do período verificado, indicando que pode ser usado como limiar para a região próxima (Figura 7) do sensor de umidade.

A próxima etapa do trabalho será expandir este modelo para outras regiões do município como também para outros períodos do passado, para que se consiga estabelecer limiares mais precisos e confiáveis e assim este modelo poderá ser usado em um sistema de previsão e alerta de movimentos de massa.

REFERÊNCIAS

Adition, A., Kubota, T., & Shinohara, Y. (2018). *Comparison of GIS-based landslide susceptibility models using frequency ratio, logistic regression, and artificial neural network in a tertiary region of Ambon, Indonesia*. *Geomorphology*, 318, 101–111. doi:10.1016/j.geomorph.2018.06.006

Adriana Ahrendt (2005). *Movimentos de Massa Gravitacionais – Proposta de um Sistema de Previsão: Aplicação na Área Urbana de Campos do Jordão – SP*. Tese de Doutorado apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos – USP.

Aline Freitas da Silva (2009). *Estudo de Previsão de Escorregamento a partir do Fator de Segurança 3D: Campos do Jordão – SP*. Dissertação de Mestrado, Escola de Engenharia de São Carlos – USP.

Ana Enedi Prince (2017). *O Clima de Campos do Jordão e a Tuberculose no Século XIX*. **ACTA Geográfica**, Boa Vista, v.11, n.25, pp. 57074.

Avelar, A. S., Netto, A. L. C., Lacerda, W. A., Becker, L. B., & Mendonça, M. B. (2013). *Mechanisms of the Recent Catastrophic Landslides in the Mountainous Range of Rio de Janeiro, Brazil*. **Landslide Science and Practice**, 265–270. doi:10.1007/978-3-642-31337-0_34

Binru Zhao, Qiang Dai, Dawei Han, Huichao Dai, Jingqiao Mao, Lu Zhuo and Guiwen Rong (2019). *Estimation of soil moisture using modified antecedent precipitation index with application in landslide predictions*. **Landslides**. DOI 10.1007/s10346-019-01255-y

Bruce J. Blanchard, Marshall J. McFarland, Thomas J. Schugge, and Edd Rhoades (1981). *Estimation of Soil Moisture With API Algorithms and Microwave Emission*. **Water Resources Bulletin**, 17 (5).

Coelho-Netto, A. L., Avelar, A. de S., & Lacerda, W. A. (2009). *Landslides and Disasters in Southeastern and Southern Brazil*. **Natural Hazards and Human-Exacerbated Disasters in Latin America**, 223–243. doi:10.1016/s0928-2025(08)10012-8

Miralles D. G., M. J. van den Berg, A. J. Teuling, and R. A. M. de Jeu (2012). *Soil moisture-temperature coupling: A multiscale observational analysis*. **Geophysical Research Letters**, 39, L21707, doi:10.1029/2012GL053703,

Ghosh, N.C., Jaiswal, R.K. & Ali, S. (2021). *Normalized Antecedent Precipitation Index Based Model for Prediction of Runoff from Un-Gauged Catchments*. **Water Resource Manage** 35, 1211–1230. <https://doi.org/10.1007/s11269-021-02775-w>

Heggen, R. J. (2001). *Normalized Antecedent Precipitation Index*. **Journal of Hydrologic Engineering**, 6(5), 377–381. doi:10.1061/(asce)1084-0699(2001)6:5(377)

Ma, T., Li, C., Lu, Z., & Wang, B. (2014). *An effective antecedent precipitation model derived from the power-law relationship between landslide occurrence and rainfall level*. **Geomorphology**, 216, 187–192. doi:10.1016/j.geomorph.2014.03.033

Fedora M. A. and Beschta R. L. (1989). Storm runoff simulation using an antecedent precipitation index (API) model. **Journal of Hydrology**, 112 121-133.

Minu T. Abraham, Neelima Satyam, Biswajeet Pradhan, Samuele Segoni and Abdullah Alamri (2022). *Developing a Prototype Landslide Early Warning System for Darjeeling Himalayas Using SIGMA Model and Real-time Field Monitoring*. **Geoscience Journal**, 26, 289–301,. <https://doi.org/10.1007/s12303-021-0026-2>

Shakir Ali, N.C. Ghosh and Ranvir Singh (2010). *Rainfall-runoff simulation using a normalized antecedent precipitation index*. **Hydrological Science Journal**, 55(2) 266-274,. doi: 10.1080/02626660903546175

Schoener, G., & Stone, M. C. (2020). *Monitoring soil moisture at the catchment scale – A novel approach combining antecedent precipitation index and radar-derived rainfall data*. **Journal of Hydrology**, 589, 125155. doi:10.1016/j.jhydrol.2020.125155

Suribabu, C. R., & Sujatha, E. R. (2019). *Evaluation of Moisture Level Using Precipitation Indices as a Landslide Triggering Factor—A Study of Coonoor Hill Station*. **Climate**, 7(9), 111. doi:10.3390/cli7090111

The Viet T., Massimiliano A., Giha L., Hyun U. (2007). *An Three-dimensional, time-dependent modeling of rainfall-induced landslides over a digital landscape: a case study*. **Landslides**.
Doi: 10.1007/s10346-017-0931-7

Teng W. L., Wang J. R. & Doraiswamy P. C. (1993). *Relationship between satellite microwave radiometric data, antecedent precipitation index, and regional soil moisture*, **International Journal of Remote Sensing**, 14:13, 2483-2500. doi: 10.1080/01431169308904287

Zhao, Y., Wei, F., Yang, H., & Jiang, Y.(2001). *Discussion on Using Antecedent Precipitation Index to Supplement Relative Soil Moisture Data Series*. **Procedia Environmental Sciences**, 10, 1489–1495. doi:10.1016/j.proenv.2011.09.237