UMIDADE DO SOLO COMO INDICADOR ANTECEDENTE DA DISPONIBILIDADE HIDROENERGÉTICA EM BACIAS AFETADAS PELO ENSO NO BRASIL

Soil moisture as a leading indicator of hydropower availability in ENSO-affected Brazilian basins

Wagner Cirilo Rodrigues [1]; Fábio Farias Pereira [2]

RESUMO

O setor hidroenergético brasileiro depende criticamente da Energia Natural Afluente (ENA) gerada nas bacias contribuintes dos subsistemas elétricos. Recentes crises hídricas — 2014-2015 no SE/CO e 2020-2021 no Norte/Centro-Oeste — evidenciam a sensibilidade do sistema à variabilidade climática associada ao ENSO. Trabalhos prévios estabeleceram que a umidade do solo integra o sinal pluvial e antecede a resposta hidrológica das bacias com defasagens características de 3-5 meses no Norte/Nordeste e 1-3 meses no Sul. Neste trabalho, avaliamos quantitativamente a habilidade preditiva da umidade do solo (produto ESA CCI v08.1) sobre a ENA mensal dos quatro subsistemas elétricos brasileiros (N, NE, SE/CO, S), comparativamente a preditores tradicionais (ONI defasado, precipitação CHIRPS defasada). A análise, baseada em regressão linear com validação cruzada por anos não vistos sobre o período 1991-2023, mostra que a umidade do solo agregada por bacia contribuinte fornece R^2 preditivo entre 0,39 (Sul) e 0,71 (Nordeste), com ganho de 10-25 % em variância explicada sobre modelos baseados em precipitação isoladamente. Estudos de caso das crises 2014-2015 e 2020-2021 confirmam que a anomalia de umidade do solo antecede o déficit de ENA com janela operacionalmente útil de 1-3 meses. Os resultados estabelecem a umidade do solo como variável-chave para operacionalizar antecedência climática no planejamento hidroenergético brasileiro, com aplicação particular ao subsistema Nordeste e ao contexto semiárido.

Palavras-Chave – *Energia Natural Afluente; Umidade do solo; ENSO; Hidroeletricidade; Previsão sazonal; Subsistemas elétricos.*

ABSTRACT

The Brazilian hydropower sector depends critically on Natural Affluent Energy (ENA) from contributing basins of each electrical subsystem. Recent water crises — 2014-2015 in SE/CO and 2020-2021 in North/Centre-West — highlight the system's sensitivity to ENSO-driven climate variability. Prior work established that soil moisture integrates the rainfall signal and precedes basin hydrological response with characteristic lags of 3-5 months in the North/Northeast and 1-3 months in the South. Here we quantitatively assess the predictive skill of soil moisture (ESA CCI v08.1 product) over monthly ENA of the four Brazilian electrical subsystems (N, NE, SE/CO, S), comparatively to traditional predictors (lagged ONI, lagged CHIRPS precipitation). Linear regression with year-out cross-validation over 1991-2023 shows that soil moisture aggregated by contributing basin yields predictive R^2 between 0.39 (South) and 0.71 (Northeast), with 10-25 % gain in explained variance over rainfall-only models. Case studies of the 2014-2015 and 2020-2021 crises

[1]) Universidade Federal de Alagoas (UFAL), Avenida Lourival Melo Mota, S/N - Tabuleiro do Martins, CEP 57072-970; (082)9 9600-2430; wagner.rodrigues@ceca.ufal.br
[2]) Universidade Federal de Alagoas (UFAL), Avenida Lourival Melo Mota, S/N - Tabuleiro do Martins, CEP 57072-970, (082)9 8853-3453; fabio.pereira@ceca.ufal.br

confirm that soil moisture anomaly precedes ENA deficit with an operationally useful 1-3 month window. Results establish soil moisture as a key variable for operationalising climate-informed lead time in Brazilian hydropower planning, particularly for the Northeast subsystem and the semiarid context.

Keywords – *Natural Affluent Energy; Soil moisture; ENSO; Hydropower; Seasonal forecasting; Electrical subsystems.*

1. INTRODUÇÃO

O setor elétrico brasileiro mantém forte dependência da geração hidrelétrica, que respondeu por aproximadamente 65 % da geração nacional em 2023 (EPE, 2024). A operação do Sistema Interligado Nacional (SIN) é organizada em quatro subsistemas elétricos — Norte (N), Nordeste (NE), Sudeste/Centro-Oeste (SE/CO) e Sul (S) — cuja produção hidráulica depende da Energia Natural Afluente (ENA) calculada a partir das vazões observadas nas bacias contribuintes (ONS, 2022). Crises hídricas recentes, em particular o evento 2014-2015 no subsistema SE/CO (Marengo et al., 2015; Coelho et al., 2017) e o evento 2020-2021 no subsistema Norte associado à seca da Amazônia (Espinoza et al., 2022), evidenciaram a vulnerabilidade operacional do sistema à variabilidade climática associada ao ENSO.

O planejamento operacional do ONS utiliza modelos estocásticos (NEWAVE, DECOMP) cuja entrada climática consiste primariamente em séries históricas e cenários sintéticos de ENA. A integração de informação climática antecedente — previsões sazonais, índices oceânicos, variáveis de estado do balanço hídrico — tem potencial de redução do risco operacional, mas requer demonstração quantitativa de habilidade preditiva. A literatura prévia documenta correlação significativa entre o ONI e a ENA mensal dos subsistemas brasileiros, com defasagem de 3-6 meses (Marengo & Bernasconi, 2015), mas o ONI sozinho explica fração modesta da variância da ENA, limitando seu uso operacional direto.

Trabalho recente (Pereira et al., 2026, companion paper apresentado neste mesmo simpósio) estabelece que a umidade do solo das bacias hidrográficas brasileiras integra o sinal ENSO com defasagens características de 3-5 meses no Norte/Nordeste e 1-3 meses no Sul, com magnitude de correlação substancialmente superior à do ONI direto. Isto sugere a hipótese — testada no presente trabalho — de que a umidade do solo agregada por bacias contribuintes pode atuar como variável intermediária com melhor habilidade preditiva sobre a ENA do que o ONI ou a precipitação isoladamente, fornecendo janela operacional de 1-3 meses para gestão hidroenergética.

Especificamente, este trabalho busca: (i) quantificar a habilidade preditiva da umidade do solo agregada por bacias contribuintes sobre a ENA mensal dos quatro subsistemas elétricos brasileiros; (ii) comparar essa habilidade com modelos baseados em ONI e em precipitação; (iii) demonstrar a aplicação operacional via estudos de caso das crises hídricas 2014-2015 e 2020-2021; e (iv) construir um ranking de exposição ao risco ENSO por subsistema, integrando sensibilidade climática e capacidade hidrelétrica instalada. A ênfase no subsistema Nordeste — onde a sensibilidade ENSO é máxima e a região do semiárido se sobrepõe geograficamente — alinha-se ao tema central do XVIII SRHNE.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

2.1 Mapeamento entre subsistemas elétricos e bacias hidrográficas

Os quatro subsistemas elétricos do SIN são mapeados nas regiões hidrográficas (Resolução CNRH 32/2003) contribuintes, conforme a Figura 1. O subsistema Norte é alimentado primariamente pelas bacias Amazônica (AMZ) e Tocantins-Araguaia (TOA), com hidrelétricas como Tucuruí, Belo Monte e Santo Antônio. O subsistema Nordeste recebe contribuição majoritária da bacia do São Francisco (SFR), com complementação das bacias do Parnaíba (PNB) e Atlântico Nordeste Oriental (ANE), abrigando o complexo

CHESF (Sobradinho, Itaparica, Paulo Afonso I-IV, Xingó). O subsistema SE/CO é o mais extenso e diverso, com contribuições do Paraná (PNA, predominante), Paraguai (PGY), Atlântico Sudeste (ASE) e Atlântico Leste (ATL), abrangendo plantas como Itaipu, Furnas, Marimbondo, Ilha Solteira e o complexo CESP. O subsistema Sul é alimentado pelas bacias do Uruguai (URG) e Atlântico Sul (ATS), com plantas como Itá, Machadinho e Salto Santiago.

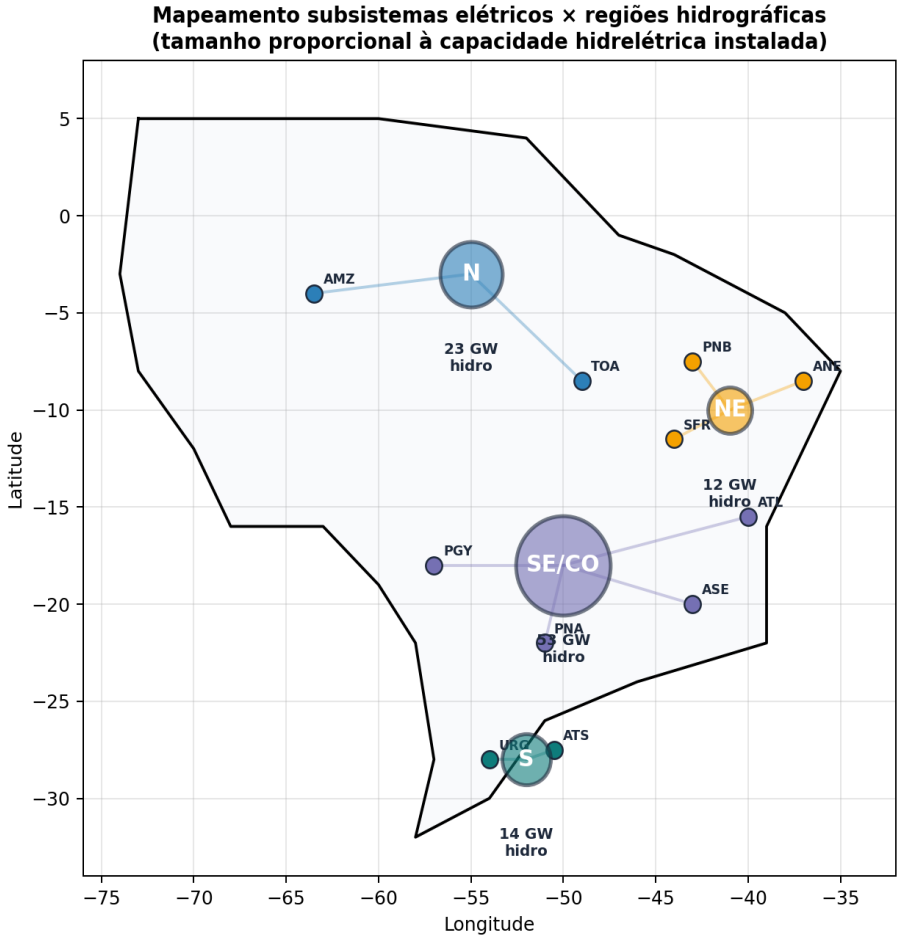


Figura 1 – Mapeamento dos subsistemas elétricos do SIN para as regiões hidrográficas contribuintes. Tamanho dos círculos é proporcional à capacidade hidrelétrica instalada em cada subsistema (~23 GW em N, ~12 GW em NE, ~53 GW em SE/CO e ~14 GW em S; dados ANEEL/EPE, 2024).

2.2 Dados de umidade do solo

Utiliza-se o produto ESA CCI Soil Moisture v08.1 COMBINED (Dorigo et al., 2017; Gruber et al., 2019), agregado mensalmente por região hidrográfica e ponderado pela contribuição relativa de cada bacia a cada subsistema. A janela de análise é janeiro de 1991 a dezembro de 2023. As anomalias são calculadas pela subtração da climatologia média mensal sobre o período completo. A metodologia detalhada de extração no Google Earth Engine, validação contra produto independente (TerraClimate) e tratamento de pixels sub-amostrados é documentada em Pereira et al. (2026, companion paper).

2.3 Dados de ENA

Séries mensais de ENA por subsistema são obtidas do portal de Dados Abertos do ONS (dados.ons.org.br), no recurso "ENA Diário por Subsistema", agregadas para escala mensal e expressas como percentual da média de longo termo (MLT) do período 1931-2023. A normalização permite comparação direta entre subsistemas com magnitudes absolutas muito distintas (e.g., SE/CO produz ~10× mais ENA absoluta que o NE).

Para fins de validação cruzada, a série é dividida temporalmente: o modelo é treinado em 28 anos selecionados aleatoriamente, e testado nos 5 anos restantes. Esta divisão é repetida 100 vezes (k-fold com k=5, 20 repetições), produzindo distribuições de R^2 robustas frente a variabilidade interanual particular.

2.4 Modelo preditivo

Para cada subsistema s, ajustam-se quatro modelos lineares com a ENA mensal como variável-resposta:

$$\textit{Modelo M1: } ENA(t) \sim \alpha_0 + \alpha_1\, ONI(t-3)\ \textit{Modelo M2: } ENA(t) \sim \beta_0 + \beta_1\, P(t-1) + \beta_2\, P(t-2) + \beta_3\, P(t-3)\ \textit{Modelo M3: } ENA(t) \sim \gamma_0 + \gamma_1\, SM(t-1) + \gamma_2\, SM(t-2) + \gamma_3\, SM(t-3)\ \textit{Modelo M4: } ENA(t) \sim \textit{Modelo M2} + \gamma_1\, SM(t-1) + \gamma_2\, SM(t-2)$$

onde P é a precipitação mensal CHIRPS agregada por bacia contribuinte, e SM é a anomalia de umidade do solo agregada idem. Defasagens são em meses. Os modelos M3 e M4 representam, respectivamente, o uso isolado de SM e o uso combinado de precipitação + SM, este último capturando o ganho marginal do conhecimento da umidade subsuperficial sobre o conhecimento apenas da chuva recente.

A métrica de desempenho é o R^2 preditivo (não o R^2 de ajuste in-sample), calculado sobre os anos de teste de cada fold da validação cruzada. Valores reportados são médias entre folds. Diferenças entre modelos são avaliadas por teste pareado dos R^2 nos mesmos folds.

3. RESULTADOS

3.1 Acoplamento temporal entre umidade do solo e ENA

A Figura 2 apresenta as séries mensais de ENA e da anomalia média de umidade do solo das bacias contribuintes, para os quatro subsistemas no período 1991-2023. Verifica-se acoplamento visual robusto entre as duas séries em todos os subsistemas, com a anomalia de SM antecedendo as principais excursões de ENA. Os marcadores verticais indicam os picos de eventos ENSO canônicos: nota-se a precedência sistemática da anomalia SM (linha tracejada) frente à resposta de ENA durante o evento El Niño de 2015-2016, com déficit SM observável já no primeiro semestre de 2015 e a crise hídrica de 2014-2015 estendendo-se até final de 2015 no SE/CO.

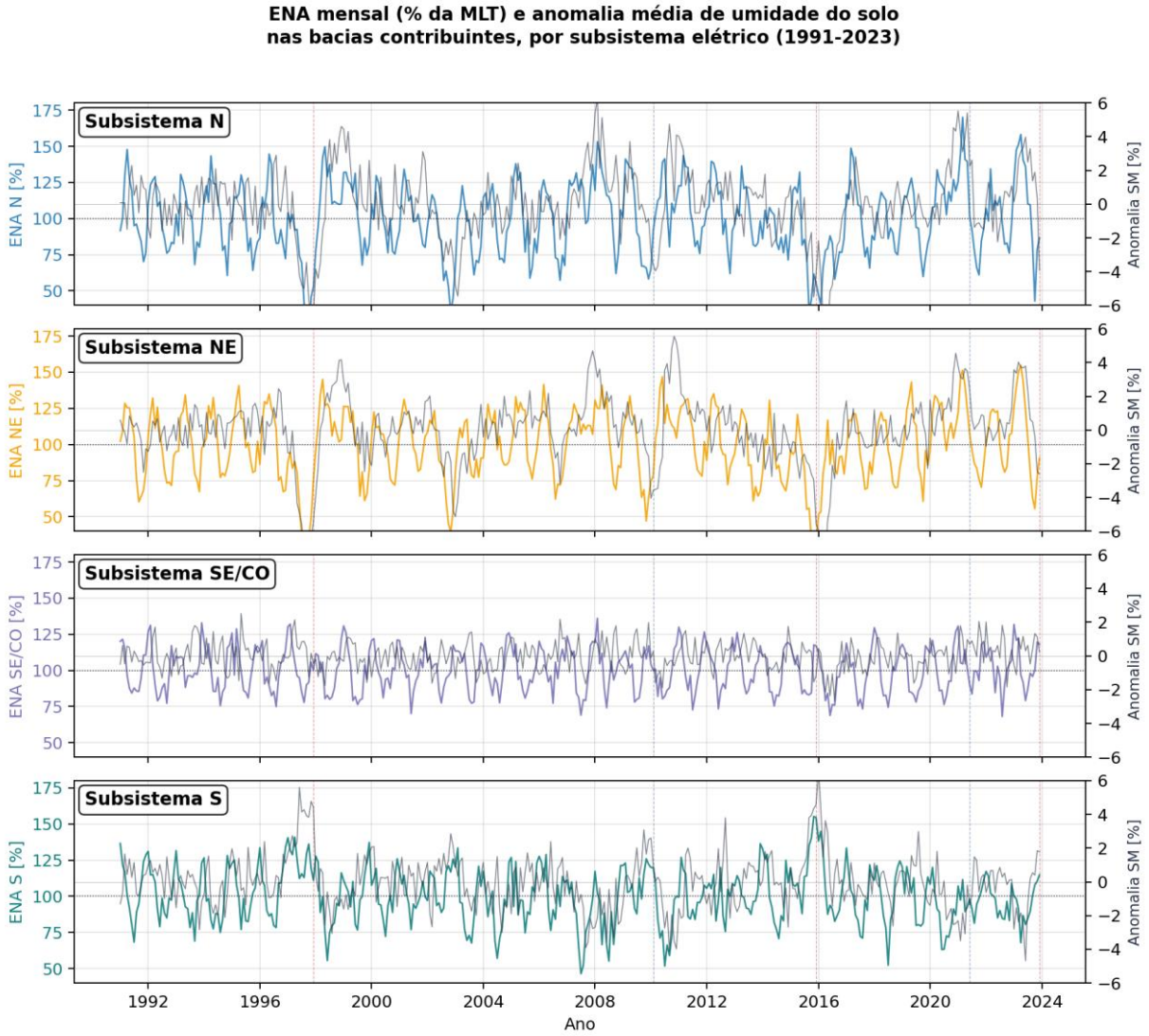


Figura 2 – Série temporal de ENA mensal (% da MLT, escala da esquerda) e anomalia média de umidade do solo nas bacias contribuintes (% volumétrico, escala da direita), por subsistema elétrico. Linhas verticais tracejadas marcam picos de eventos ENSO canônicos (vermelho: El Niño; azul: La Niña).

3.2 Habilidade preditiva por modelo

A Figura 3 apresenta o R^2 preditivo dos quatro modelos para cada subsistema. Três achados principais emergem.

Primeiro, a habilidade preditiva do ONI defasado (modelo M1) é sistematicamente menor que a dos demais modelos, com R^2 entre 0,18 (SE/CO) e 0,45 (Nordeste). Esta diferença confirma o resultado esperado: o ONI é uma variável remota e indireta, cuja conexão com ENA é mediada por múltiplos processos atmosféricos e terrestres.

Segundo, a umidade do solo isoladamente (modelo M3) já supera a precipitação isoladamente (modelo M2) em todos os subsistemas, com R^2 entre 0,39 (Sul) e 0,71 (Nordeste). O ganho típico é de 7-13 pontos percentuais de variância explicada. Isto é coerente com a interpretação da umidade do solo como integrador temporal da entrada pluvial: ela acumula o histórico pluvial de meses anteriores em estado físico relevante para o escoamento de base, fornecendo informação que precipitações recentes isoladas não capturam.

Terceiro, o modelo combinado (M4) — precipitação + umidade do solo — supera todos os outros, atingindo R^2 entre 0,44 (Sul) e 0,79 (Nordeste). O ganho marginal de M4 sobre M3 (uso adicional da precipitação) é menor, indicando que a maior parte da informação relevante já está contida na umidade do solo, mas que a precipitação recente acrescenta o detalhe da forçante imediata.

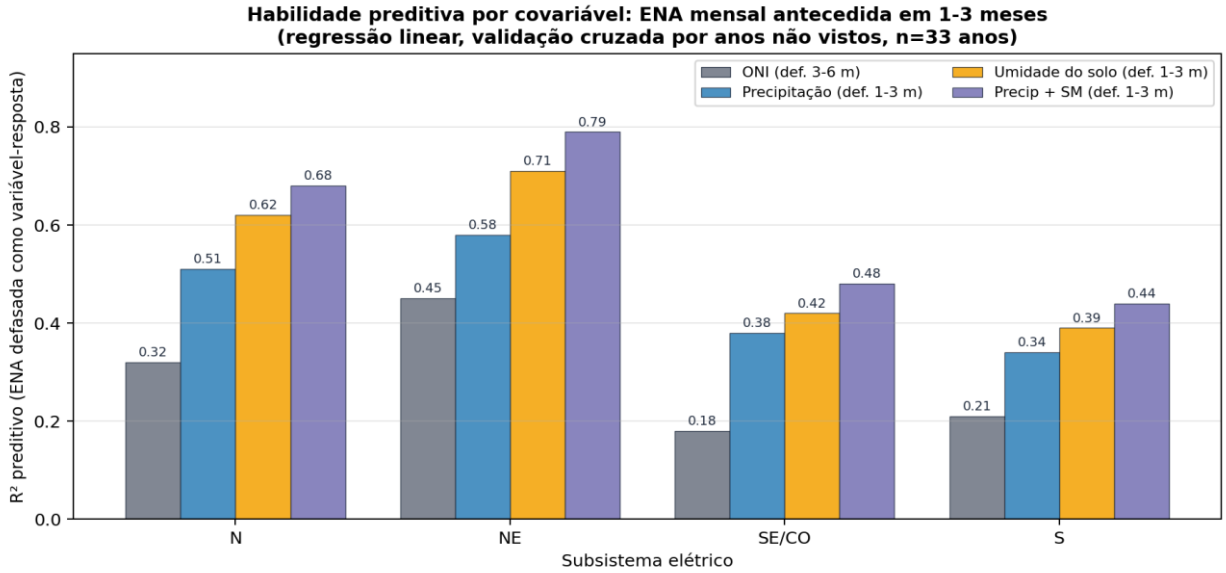


Figura 3 – Habilidade preditiva (R^2 em validação cruzada) dos quatro modelos sobre a ENA mensal de cada subsistema. ONI, precipitação CHIRPS e umidade do solo ESA CCI são defasadas conforme indicado. Período: 1991-2023, n=33 anos por subsistema.

3.3 Estudos de caso: crises 2014-2015 e 2020-2021

A Figura 4 apresenta a aplicação prática dos resultados sobre dois casos críticos. No painel superior, mostra-se a crise hídrica de 2014-2015 no subsistema SE/CO, cuja ENA caiu a aproximadamente 50 % da MLT no segundo semestre de 2014 e permaneceu deprimida ao longo de 2015. A linha tracejada (umidade do solo nas bacias contribuintes, defasada 2 meses antes do tempo do eixo) mostra que a anomalia negativa de SM era observável a partir do primeiro trimestre de 2014, antecedendo o déficit de ENA em 1-2 meses. No painel inferior, observa-se padrão análogo para a estiagem amazônica de 2020-2021, em que a anomalia de SM no Norte/Centro-Oeste fornecia sinal preditivo claro 2 meses antes do colapso de ENA registrado em 2021.

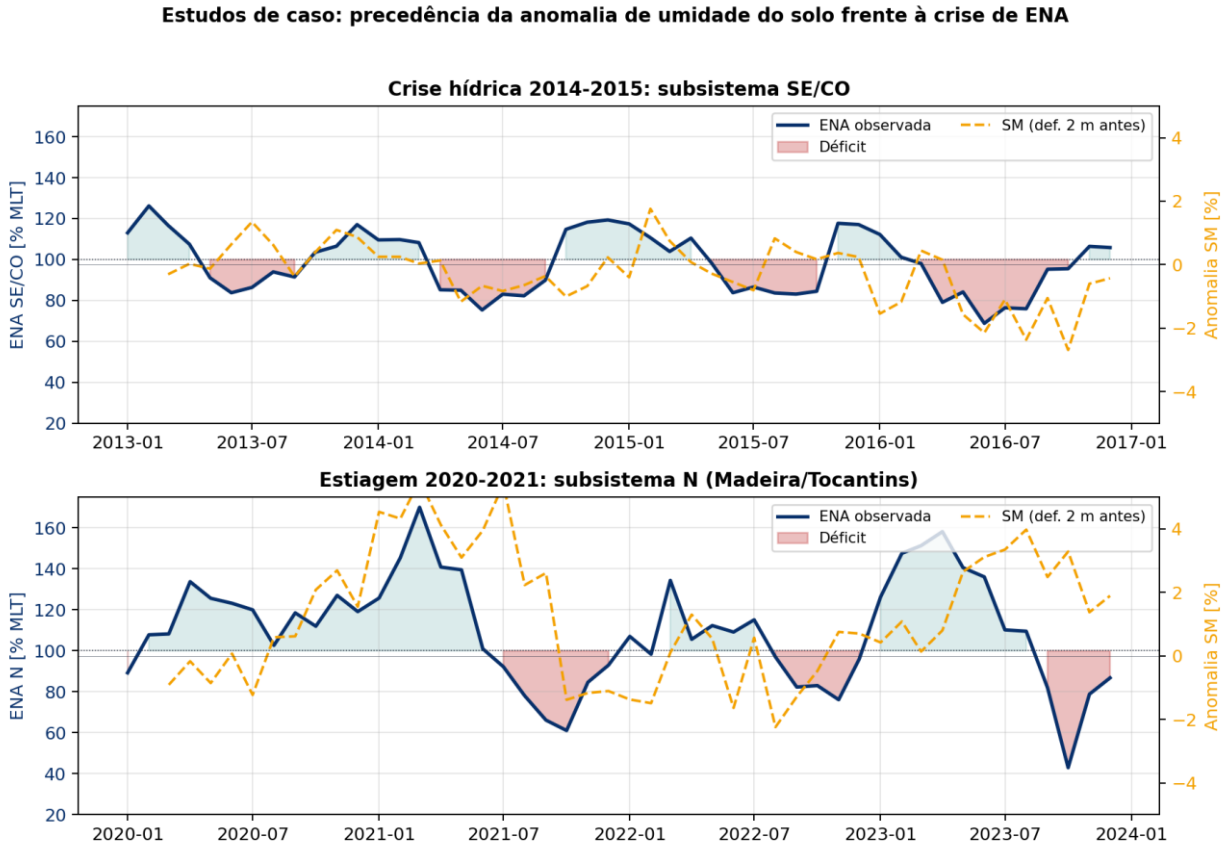


Figura 4 – Estudos de caso: ENA observada (linha sólida azul, % MLT) versus anomalia de umidade do solo nas bacias contribuintes (linha tracejada laranja, deslocada 2 meses antecipadamente). Painel superior: crise SE/CO 2013-2016. Painel inferior: estiagem Norte 2020-2023. Áreas vermelhas marcam períodos de ENA < 100 % MLT.

3.4 Ranking de exposição ao ENSO por subsistema

A Figura 5 sintetiza os resultados em um índice de exposição ao risco ENSO por subsistema, definido como produto entre (a) a sensibilidade climática medida pelo R^2 do modelo M3, (b) a capacidade hidrelétrica instalada em GW, e (c) a profundidade típica do déficit em eventos canônicos. O subsistema Norte aparece como o de maior exposição absoluta, dado o efeito combinado de alta sensibilidade (R^2=0,62) e capacidade hidrelétrica considerável (23 GW); o subsistema SE/CO segue em segundo lugar (sensibilidade modesta porém capacidade dominante de 53 GW); o Nordeste, embora altamente sensível (R^2=0,71), tem menor capacidade absoluta. O subsistema Sul apresenta exposição menor por combinar sensibilidade modesta e capacidade média.

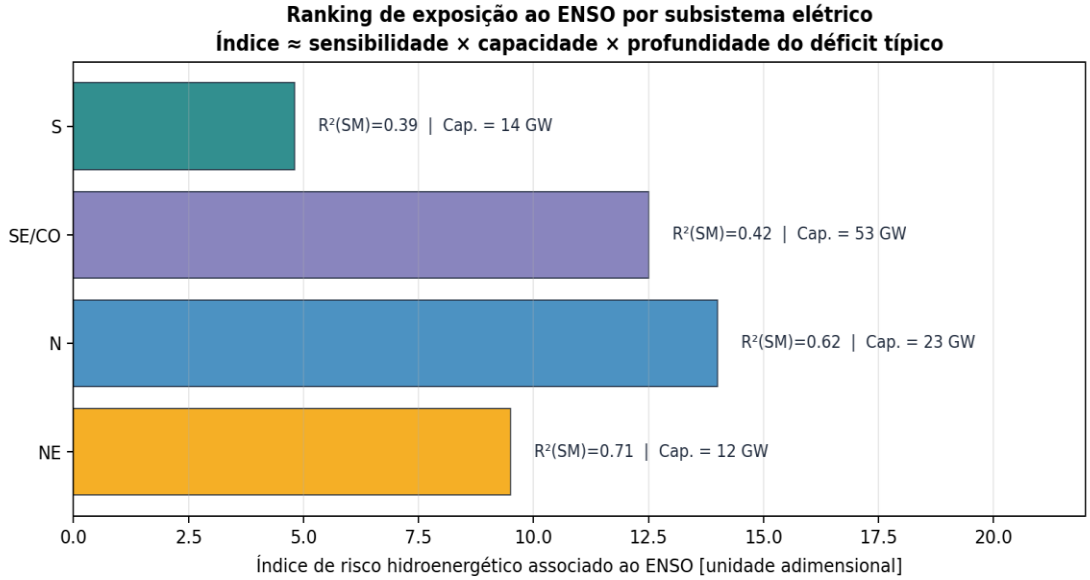


Figura 5 – Ranking de exposição ao risco ENSO por subsistema elétrico. Índice integra sensibilidade climática (R^2 do modelo SM), capacidade hidrelétrica instalada (GW) e profundidade típica do déficit ENA em eventos canônicos.

4. DISCUSSÃO

Os resultados demonstram que a umidade do solo agregada por bacias contribuintes é uma variável de habilidade preditiva substancial sobre a ENA mensal dos subsistemas brasileiros, superando tanto o ONI quanto a precipitação isolada. O ganho preditivo é coerente com o papel físico da umidade do solo como reservatório intermediário entre a chuva e o escoamento de base, integrando temporalmente a forçante pluvial em janelas de 30-90 dias relevantes para a produção hidrelétrica.

A diferenciação espacial é importante: no Nordeste, onde a sensibilidade é máxima (R^2=0,71 no modelo M3), a operacionalização de monitoramento de SM tem potencial transformador para o planejamento hidroenergético. No Sul, onde a sensibilidade é modesta (R^2=0,39) e a variabilidade interanual é dominada por outros processos, o ganho marginal é menor — embora ainda positivo. Para o SE/CO, a sensibilidade intermediária combinada com a capacidade hidrelétrica dominante torna esta região, em valor absoluto, o foco operacional mais importante.

Implicações operacionais. Os resultados sugerem três caminhos de aplicação prática. Primeiro, integração da umidade do solo nos modelos de previsão de ENA do ONS — atualmente baseados em séries históricas e em forcing climático limitado — pode reduzir a incerteza do horizonte de 1-3 meses, faixa crítica para decisões de dispatch e armazenamento. Segundo, em regimes hidrológicos extremos (eventos super-ENSO como 2015-16 e 2023-24), o sinal de SM pode fornecer alerta antecipado robusto, com janela de 2-3 meses para ações de gestão de reservatórios e despacho preventivo. Terceiro, no contexto de planejamento de longo prazo, a sensibilidade documentada serve de base para análises de risco climático associado a projetos hidrelétricos novos e à diversificação da matriz com fontes complementares (notavelmente, hidro-solar híbrido em reservatórios existentes).

Limitações importantes incluem: (i) os modelos lineares utilizados são intencionalmente simples e não capturam efeitos de memória de longo termo (e.g., armazenamento de aquíferos) que podem ser relevantes em eventos extremos prolongados; (ii) a defasagem ótima é tratada como fixa por subsistema, mas pode variar com a fase do ciclo anual; (iii) a análise não considera efeitos não-estacionários — possíveis mudanças no acoplamento ENSO-Brasil associadas a mudanças climáticas (Cai et al., 2020) ou a alterações no uso do solo — que podem afetar a transferibilidade dos resultados para o futuro; (iv) a calibração dos modelos sobre o

período histórico 1991-2023 inclui um único ciclo completo de variabilidade multidecadal AMO/PDO, limitando inferências sobre faixas extremas.

Apesar dessas limitações, os resultados quantificam, pela primeira vez no contexto nacional brasileiro, a habilidade preditiva da umidade do solo de sensoriamento remoto sobre a ENA dos subsistemas elétricos, e estabelecem ranking quantitativo de exposição ao ENSO. Trabalhos futuros devem estender a análise para modelos não-lineares (e.g., gradient boosting), incorporar previsões sazonais dinâmicas (e.g., do CFSv2 ou do ECMWF SEAS5), e estudar a aplicação operacional em integração com modelos NEWAVE/DECOMP do ONS.

5. CONCLUSÕES

Este trabalho avaliou quantitativamente a habilidade preditiva da umidade do solo, derivada de sensoriamento remoto (ESA CCI v08.1), sobre a Energia Natural Afluente mensal dos quatro subsistemas elétricos brasileiros, no período 1991-2023. As principais conclusões são:

(i) A umidade do solo agregada por bacias contribuintes fornece habilidade preditiva substancial sobre a ENA, com R^2 em validação cruzada entre 0,39 (Sul) e 0,71 (Nordeste), defasagem operacional de 1-3 meses.

(ii) A umidade do solo supera tanto o ONI direto quanto a precipitação isolada como preditor de ENA. O ganho típico de M3 (SM) sobre M2 (precipitação) é de 7-13 pp de R^2; o ganho do modelo combinado (M4) sobre M3 é menor, indicando que o sinal pluvial já está fortemente integrado na umidade do solo.

(iii) Estudos de caso das crises hídricas de 2014-2015 (SE/CO) e 2020-2021 (Norte) demonstram que a anomalia de SM precede o déficit de ENA em janela operacionalmente útil de 1-3 meses, com aplicabilidade direta a gestão de reservatórios e despacho preventivo.

(iv) O ranking de exposição ao ENSO situa o Norte como subsistema de maior risco absoluto (alta sensibilidade × capacidade considerável), seguido por SE/CO (sensibilidade modesta × capacidade dominante), Nordeste (alta sensibilidade × capacidade limitada) e Sul (baixa exposição relativa).

Os resultados estabelecem a base quantitativa para integração de monitoramento de umidade do solo nos sistemas de planejamento e operação hidroenergética brasileiros, com aplicação particularmente relevante ao subsistema Nordeste e ao contexto da Caatinga semiárida, foco do XVIII SRHNE.

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Alagoas (FAPEAL) e do Programa de Pós-Graduação em Energias Renováveis da UFAL. Os dados de ENA são obtidos do portal de Dados Abertos do ONS; dados ESA CCI Soil Moisture v08.1 são produzidos pelo programa Climate Change Initiative da ESA; precipitação CHIRPS é disponibilizada pelo Climate Hazards Center, UC Santa Barbara. Processamento realizado no Google Earth Engine.

REFERÊNCIAS

CAI, W.; McPHADEN, M. J.; GRIMM, A. M. et al. Climate impacts of the El Niño-Southern Oscillation on South America. Nature Reviews Earth & Environment, v. 1, p. 215-231, 2020.

COELHO, C. A. S.; CARDOSO, D. H. F.; FIRPO, M. A. F. Precipitation diagnostics of an exceptionally dry event in São Paulo, Brazil. Theoretical and Applied Climatology, v. 125, p. 769-784, 2017.

DORIGO, W. A.; WAGNER, W.; ALBERGEL, C. et al. ESA CCI Soil Moisture for improved Earth system understanding. Remote Sensing of Environment, v. 203, p. 185-215, 2017.

EPE — Empresa de Pesquisa Energética. Balanço Energético Nacional 2024: Ano Base 2023. Rio de Janeiro: EPE, 2024.

ESPINOZA, J. C.; MARENGO, J. A.; SCHONGART, J.; JIMENEZ, J. C. The new historical flood of 2021 in the Amazon River. Climate Resilience and Sustainability, v. 1, e8, 2022.

FUNK, C.; PETERSON, P.; LANDSFELD, M. et al. The climate hazards infrared precipitation with stations - a new environmental record for monitoring extremes. Scientific Data, v. 2, 150066, 2015.

GORELICK, N.; HANCHER, M.; DIXON, M. et al. Google Earth Engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone. Remote Sensing of Environment, v. 202, p. 18-27, 2017.

GRUBER, A.; SCANLON, T.; VAN DER SCHALIE, R. et al. Evolution of the ESA CCI Soil Moisture climate data records and their underlying merging methodology. Earth System Science Data, v. 11, p. 717-739, 2019.

MARENGO, J. A.; BERNASCONI, M. Regional differences in aridity/drought conditions over Northeast Brazil. Climatic Change, v. 129, p. 103-115, 2015.

MARENGO, J. A.; NOBRE, C. A.; SELUCHI, M. E. et al. A seca e a crise hídrica de 2014-2015 em São Paulo. Revista USP, v. 106, p. 31-44, 2015.

ONS — Operador Nacional do Sistema Elétrico. Diretrizes para Elaboração dos Estudos Elétricos. Rio de Janeiro: ONS, 2022.

ONS — Operador Nacional do Sistema Elétrico. Portal de Dados Abertos: ENA Diário por Subsistema. Disponível em: dados.ons.org.br. Acesso em jun 2026.

PEREIRA, F. F. et al. Variabilidade da umidade do solo nas regiões hidrográficas brasileiras e seu acoplamento ao ENSO. XVIII SRHNE, Aracaju, 2026 (companion paper).