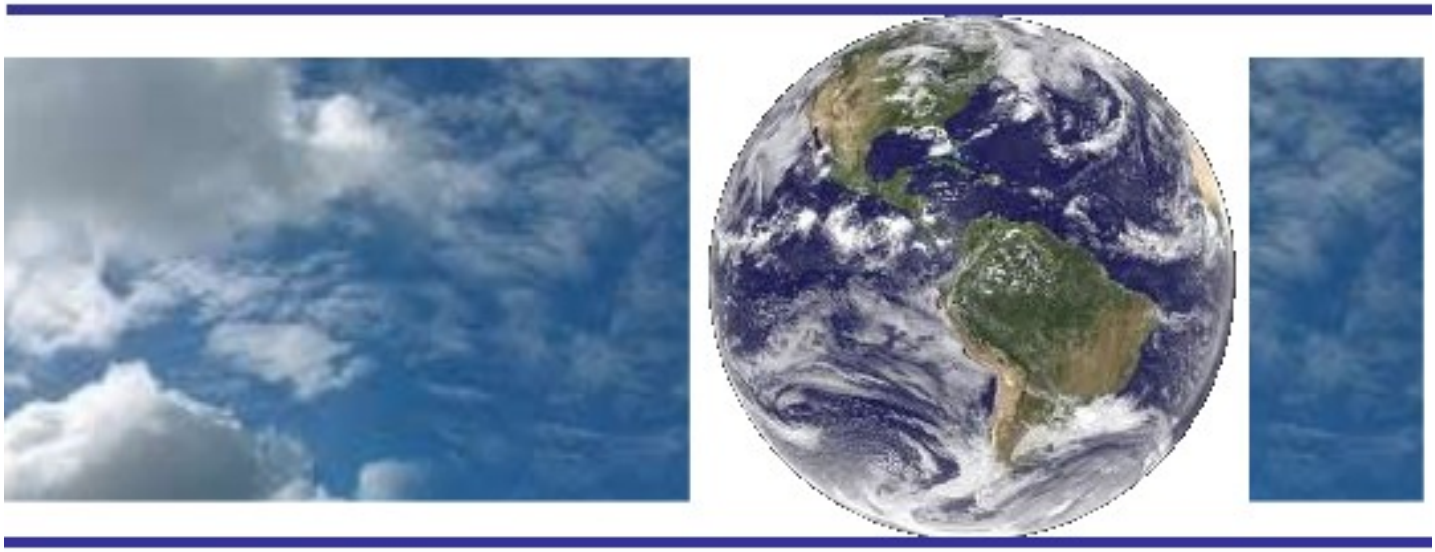
UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
CENTRO DE TECNOLOGIA E RECURSOS NATURAIS
UNIDADE ACADÊMICA DE CIÊNCIAS ATMOSFÉRICAS

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM

METEOROLOGIA



TESE DE DOUTORADO

Daniel Milano Costa de Lima

Extremos de Precipitação e Disponibilidade Hídrica na América Do Sul sob Mudanças Climáticas

Campina Grande, junho de 2026.



UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
CENTRO DE TECNOLOGIA E RECURSOS NATURAIS
UNIDADE ACADÊMICA DE CIÊNCIAS ATMOSFÉRICAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM METEOROLOGIA

EXTREMOS DE PRECIPITAÇÃO E DISPONIBILIDADE HÍDRICA NA AMÉRICA DO SUL SOB MUDANÇAS CLIMÁTICAS

DANIEL MILANO COSTA DE LIMA

CAMPINA GRANDE - PB

2026

DANIEL MILANO COSTA DE LIMA

EXTREMOS DE PRECIPITAÇÃO E DISPONIBILIDADE HÍDRICA NA AMÉRICA DO SUL SOB MUDANÇAS CLIMÁTICAS

Tese apresentada ao Programa de Pós Graduação em Meteorologia da Unidade Acadêmica de Ciências Atmosféricas da Universidade Federal de Campina Grande, seguindo às exigências para obtenção do Título de Doutor em Meteorologia.

Orientador(a): Prof. Dr. Helber Barros Gomes
Área de concentração: Meteorologia
Subárea: Modelagem e Mudanças Climáticas

CAMPINA GRANDE - PB
2026

Universidade Federal de Campina Grande - UFCG
Sistema de Bibliotecas - SISTEMOTECA
Catalogação de Publicação na Fonte. UFCG - Biblioteca Central

L732e Lima, Daniel Milano Costa de.

Extremos de Precipitação e Disponibilidade Hídrica na América Do Sul sob Mudanças Climáticas / Daniel Milano Costa de Lima. – 2026.

241 f. : il. color.

Tese (doutorado em Meteorologia) – Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Ciências e Tecnologia, 2026.

"Orientação: Prof. Dr. Helber Barros Gomes".

Referências.

1. Meteorologia de Meso e Grande Escala. 2. Modelagem e Mudanças Climáticas. 3. Extremos de Precipitação. 4. CMIP6. 5. América do Sul. I. Gomes, Helber Barros. II. Título.

UFCG/BC CDU 551.5(043.2)

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECÁRIA ITAPUANA SOARES DIAS GONÇALVES CRB-15/93

DANIEL MILANO COSTA DE LIMA

EXTREMOS DE PRECIPITAÇÃO E DISPONIBILIDADE HÍDRICA NA AMÉRICA DO SUL SOB MUDANÇAS CLIMÁTICAS

TESE APROVADA EM 22/6/2026

BANCA EXAMINADORA

Documento assinado digitalmente
gov.br
HELBER BARROS GOMES
Data: 28/07/2026 12:19:25-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Prof. Dr. HELBER BARROS GOMES
Instituto de Ciências Atmosféricas
Universidade Federal de Alagoas

Documento assinado digitalmente
gov.br
MADSON TAVARES SILVA
Data: 17/07/2026 11:41:15-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Prof. Dr. MADSON TAVARES SILVA
Unidade Acadêmica de Ciências Atmosféricas
Universidade Federal de Campina Grande

Documento assinado digitalmente
gov.br
FABRICIO DANIEL DOS SANTOS SILVA
Data: 28/07/2026 10:23:25-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Prof. Dr. FABRÍCIO DANIEL DOS SANTOS SILVA
Instituto de Ciências Atmosféricas
Universidade Federal de Alagoas

Documento assinado digitalmente
gov.br
TERCIO AMBRIZZI
Data: 27/07/2026 19:01:41-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Prof. Dr. TERCIO AMBRIZZI
Instituto de Astronomia Geofísica e Ciências Atmosféricas
Universidade de São Paulo

Gabriel de Oliveira

Prof. Dr. GABRIEL DE OLIVEIRA
Department of Earth Sciences
University of South Alabama

Dedicado a todos aqueles que fazem
do futuro um lugar melhor.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer, primeiramente, ao meu marido, Emerson Lima, por todo o apoio, dedicação e amor que me ajudaram a chegar até aqui.

Ao professor e orientador Helber Barros Gomes, por acreditar no meu potencial e por sempre me oferecer as melhores oportunidades, orientações e conhecimentos.

Aos professores Glauber Mariano, Cristina Lemos, Thomás Ferreira, Matheus Lyra, Fabricio Daniel e a todos os demais professores que integram o grupo de pesquisa DINAC, pela formação e contribuições ao longo desta trajetória.

Aos colegas de pesquisa Katyelle Ferreira, Paulo Mendes e Camila Gomes, que compartilharam comigo a árdua jornada acadêmica.

A Pallav Ray, Gabriel de Oliveira, Zoe Pierrat, Hakki Baltaci, Roger Torres e a todos aqueles que contribuíram, de alguma forma, para a execução desta pesquisa.

Ao professor Masahiro Watanabe, por ter me recebido no Japão e proporcionado conhecimentos, experiências e dados que contribuíram imensamente para a produção desta tese. Agradeço também a Kyoko Arawaka, por todas as orientações fundamentais para a realização do doutorado sanduíche internacional.

À Coordenação do PPGMET da Universidade Federal de Campina Grande, especialmente a Madson Tavares e Arilene Almeida, assim como a toda a equipe de professores do curso, pelos ensinamentos ao longo da minha formação.

À minha mãe, Ilma Vieira Costa, ao meu irmão, Matheus Costa, e a todos os familiares que me apoiaram ao longo da jornada acadêmica e que constituíram um lar que acredita no poder da educação.

Ao meu amigo Roberto Honorato, que divide comigo a paixão pela ficção científica e que sempre conduziu com maestria nosso projeto pessoal, o Primeiro Contato, nos momentos em que o doutorado não me permitiu estar presente.

Agradeço também ao Governo Federal do Brasil, pela oportunidade de acesso a um ensino superior público, gratuito e de qualidade. O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

Por fim, agradeço a todos aqueles que fazem a ciência avançar para melhorar a vida de todos, e aos que acreditam na verdade revelada por ela, acima de qualquer viés ideológico.

“O senhor tem fome de quê?, arriscou Moneo.
De uma humanidade capaz de tomar decisões a longo prazo. Você sabe qual é a chave para isso, Moneo?
O senhor já disse várias vezes. É a capacidade de mudar de ideia.”

- Frank Herbert, O Imperador-Deus de Duna

RESUMO

Esta tese investiga a reorganização futura dos extremos de precipitação e da disponibilidade hídrica climática (DHC) na América do Sul e testa a hipótese de que essa reorganização ocorre de forma não linear entre diferentes níveis de aquecimento, apresenta heterogeneidade espacial, e de que a precisão de sua avaliação é limitada por vieses, pela dispersão intermodelos e pela análise isolada da precipitação. Para testar essa hipótese, a tese combina a correção de viés e o *downscaling* das simulações do *Coupled Model Intercomparison Project* Fase 6 (CMIP6) por Mapeamento Quantílico Delta (QDM); a comparação de *ensembles* e as projeções probabilísticas dos extremos sob cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5; e a representação da DHC pelo índice não paramétrico SNIPE, cuja relação com as teleconexões históricas é quantificada por regressão linear múltipla. O QDM reduziu os vieses espaciais e melhorou a representação dos índices de duração, mas ampliou erros interanuais em totais acumulados e intensidades máximas. O *ensemble* ponderado por independência apresentou o melhor desempenho entre os métodos, superando frequentemente modelos individuais corrigidos. As projeções mostram respostas não lineares entre os cenários, principalmente no Nordeste, e indicam maior secagem e concentração da chuva em eventos curtos e intensos na Amazônia e no Nordeste, chuvas mais intensas no início do ano e aridez na primavera do Noroeste, estação chuvosa atrasada no Sistema de Monção, verão e outono mais chuvosos e primavera árida no Sudeste, inverno mais chuvoso e estações quentes mais secas no Sul, e secagem contínua e perda das chuvas de inverno no Sudoeste. Projetam-se reduções da DHC na Amazônia, no Nordeste e na costa sul do Chile, mas aumentos na bacia do Prata e no Sul do Brasil. Na análise histórica, a regressão identificou três regimes das teleconexões sobre a DHC: predomínio do El Niño-Oscilação Sul (ENOS) no setor equatorial, com contribuição semelhante do Atlântico em algumas áreas; pequena contribuição do ENOS, quando analisado separadamente, em localidades do Nordeste e do Brasil Central, onde oscilações de baixa frequência do Atlântico e do Pacífico apresentam maior influência; e pequena parcela da variância explicada pelas teleconexões selecionadas no Cone Sul, resultado compatível com maior atuação da variabilidade interna e de sistemas sinóticos transientes. Em conjunto, os resultados corroboram a hipótese. A principal contribuição é mostrar que o risco futuro não se reduz à secagem ou ao umedecimento geral, mas combina perda regional de regularidade, concentração da chuva em eventos intensos e mudanças na DHC, e que os ajustes tornam mais precisos os valores projetados para grande parte dos índices de extremos de precipitação.

ABSTRACT

This thesis investigates the future reorganization of precipitation extremes and climatic water availability (CWA) in South America and tests the hypothesis that this reorganization occurs nonlinearly across different levels of warming, exhibits spatial heterogeneity, and cannot be accurately assessed without accounting for model biases, intermodel spread, and the limitations of analyzing precipitation alone. To test this hypothesis, the thesis combines bias correction and downscaling of Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) simulations using Quantile Delta Mapping (QDM); the comparison of ensemble methods and probabilistic projections of extremes under the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios; and the representation of CWA through the nonparametric SNIPE index, whose relationship with historical teleconnections is quantified using multiple linear regression. QDM reduced spatial biases and improved the representation of duration indices but increased interannual errors in accumulated totals and maximum intensities. The independence-weighted ensemble performed best among the methods evaluated, frequently outperforming individually corrected models. The projections reveal nonlinear responses between scenarios, particularly in the Northeast, and indicate stronger drying and a greater concentration of rainfall in short, intense events in the Amazon and Northeast; more intense rainfall early in the year and greater spring aridity in the Northwest; a delayed rainy season in the South American Monsoon System; wetter summers and autumns and a drier spring in the Southeast; wetter winters and drier warm seasons in the South; and persistent drying accompanied by a decline in winter rainfall in the Southwest. Reductions in CWA are projected for the Amazon, the Northeast, and the southern coast of Chile, whereas increases are projected for the La Plata Basin and southern Brazil. In the historical analysis, the regression identified three regimes of teleconnection influence on CWA: a predominance of the El Niño–Southern Oscillation (ENSO) in the equatorial sector, with a comparable contribution from the Atlantic in some areas; a limited contribution from ENSO, when analyzed separately, at locations in the Northeast and Central Brazil, where low-frequency variability in the Atlantic and Pacific exerts a stronger influence; and a small fraction of variance explained by the selected teleconnections in the Southern Cone, consistent with a greater role of internal variability and transient synoptic systems. Taken together, the results support the hypothesis. The main contribution of this thesis is to show that future hydroclimatic risk cannot be reduced to a general pattern of drying or wetting, but instead combines regional losses of rainfall regularity, a greater concentration of precipitation in intense events, and changes in CWA, while also demonstrating that the statistical adjustments improve the accuracy of projected values for most precipitation-extreme indices.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Divisão da área de estudo em sete sub-regiões baseadas em características climáticas, de acordo com o Sexto Relatório de Avaliação do IPCC. **44**

Figura 2 - Fluxograma dos passos metodológicos para avaliação da reorganização hidroclimática da América do Sul. À esquerda, apresentam-se a correção das simulações do CMIP6 por QDM, a análise dos extremos de precipitação, a avaliação dos métodos de ensemble e as projeções probabilísticas. À direita, são mostrados o cálculo da DHC, as tendências e secas futuras e a análise histórica das teleconexões por SNIPE e regressão linear múltipla. As linhas contínuas indicam dependências numéricas, e as tracejadas, relações de validação ou interpretação. **68**

Figura 3 - Distribuição espacial do viés climatológico histórico de PRCPTOT (mm/ano) na América do Sul. **72**

Figura 4 - Distribuição espacial do viés climatológico histórico de CWD (dias) na América do Sul. **73**

Figura 5 - Distribuição espacial do viés climatológico histórico de RX1day (mm/dia) na América do Sul. **74**

Figura 6 - Distribuição espacial do viés climatológico das agregações AMME, IWM, MME e MM-PERF para os índices CDD, CWD, RX1day e RX5day. **76**

Figura 7 - Distribuição espacial do viés climatológico das agregações AMME, IWM, MME e MM-PERF para os índices R20mm, PRCPTOT, R95pTOT e SDII. **78**

Figura 8 - Classificação sazonal do índice MR para o Noroeste da América do Sul (NWS). **81**

Figura 9 - Classificação sazonal do índice MR para a Bacia Amazônica (AMZ). **82**

Figura 10 - Classificação sazonal do índice MR para o Sudoeste da América do Sul (SWS). **83**

Figura 11 - Tendência anual do índice CDD (dia/ano) nas sete sub-regiões da América do Sul. **87**

Figura 12 - Tendência anual do índice PRCPTOT (mm/ano) nas sete sub-regiões da América do Sul. **88**

Figura 13 - Tendência anual do índice RX5day (mm/ano) nas sete sub-regiões da América do Sul. **89**

Figura 14 - Boxplots sazonais da variabilidade interanual de PRCPTOT nas sete sub-regiões da América do Sul. **91**

Figura 15 - Boxplots sazonais da variabilidade interanual do CDD nas sete sub-regiões da América do Sul. **92**

Figura 16 - Boxplots sazonais da variabilidade interanual de RX5day nas sete sub-regiões da América do Sul. **93**

Figura 17 - Boxplots sazonais da variabilidade interanual de R95pTOT nas sete sub-regiões da América do Sul. **94**

Figura 18 - Desempenho espaço-temporal sazonal na região do Sistema de Monção (SAM). Os valores em cada quadro indicam a correlação do conjunto de modelos originais (CC Raw) e corrigidos (CC Corr). **96**

Figura 19 - Desempenho paramétrico espaço-temporal sazonal no Nordeste Brasileiro (NEB). Os valores em cada quadro indicam a correlação do conjunto de modelos originais (CC Raw) e corrigidos (CC Corr). **97**

Figura 20 - Desempenho paramétrico espaço-temporal sazonal no Sudoeste (SWS) da América do Sul. Os valores em cada quadro indicam a correlação do conjunto de modelos originais (CC Raw) e corrigidos (CC Corr). **99**

Figura 21 - Desempenho paramétrico espaço-temporal sazonal no Extremo Sul (SSA) da América do Sul. Os valores em cada quadro indicam a correlação do conjunto de modelos originais (CC Raw) e corrigidos (CC Corr). **100**

Figura 22 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CDD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na região da Amazônia (AMZ). **105**

Figura 23 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CDD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **106**

Figura 24 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CWD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Amazônia (AMZ). **106**

Figura 25 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em PRCPTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **107**

Figura 26 - Distribuição espacial da SNR das projeções de PRCPTOT, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2081-2100. **107**

Figura 27 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em SDII exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Amazônia (AMZ). **108**

Figura 28 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em PRCPTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Nordeste do Brasil (NEB). **109**

Figura 29 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CDD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Nordeste do Brasil (NEB). **109**

Figura 30 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CDD, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2081-2100. **110**

Figura 31 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX1day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **112**

Figura 32 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX1day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Noroeste da América do Sul (NWS). **112**

Figura 33 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CWD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **113**

Figura 34 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CWD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Noroeste da América do Sul (NWS). **113**

Figura 35 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CWD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sistema de Monção da América do Sul (SAM). **115**

Figura 36 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX1day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sistema de Monção da América do Sul (SAM). **116**

Figura 37 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em PRCPTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **116**

Figura 38 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R95pTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **117**

Figura 39 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX1day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudeste da América do Sul (SES). **118**

Figura 40 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R95pTOT, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2081-2100. **119**

Figura 41 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em PRCPTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudoeste da América do Sul (SWS). **120**

Figura 42 - Distribuição espacial da SNR das projeções de SDII, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2081-2100. **121**

Figura 43 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em PRCPTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sul da América do Sul (SSA). **122**

Figura 44 - Distribuição espacial da SNR das projeções de SDII, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2081-2100. **123**

Figura 45 - DHC média (mm) com agregação temporal de 12 meses para os conjuntos de dados históricos ERA5 (a), CRU (b) e CMIP6 (c). **126**

Figura 46 - Média sazonal da DHC (mm), com agregação temporal de 1 (a-d), 3 (e-h), 6 (i-l) e 12 meses (m-p), para o conjunto de dados históricos ERA5. **127**

Figura 47 - Média sazonal da DHC (mm), com agregação temporal de 1 (a-d), 3 (e-h), 6 (i-l) e 12 meses (m-p), para os dados históricos CMIP6. **128**

Figura 48 - Viés sazonal da DHC (mm) histórico CMIP6 em relação aos dados do ERA5, para agregações temporais de 1 (a-d), 3 (e-h), 6 (i-l) e 12 meses (m-p). **129**

Figura 49 - Tendências mensais de DHC (mm/ano) estimadas pelo coeficiente de Theil-Sen a partir de projeções futuras do CMIP6 sob o cenário SSP2-4.5. **130**

Figura 50 - Estatística Z modificada de Onyutha calculada mensalmente a partir de projeções futuras do CMIP6 sob o cenário SSP2-4.5. Áreas em branco indicam regiões sem significância estatística (valores entre -1,96 e 1,96). **131**

Figura 51 - Tendências mensais de DHC (mm/mês) estimadas pelo coeficiente de Theil-Sen a partir de projeções futuras do CMIP6 sob o cenário SSP5-8.5. **131**

Figura 52 - Estatística Z modificada de Onyutha calculada mensalmente a partir de projeções futuras do CMIP6 sob o cenário SSP5-8.5. Áreas em branco indicam regiões sem significância estatística (valores entre -1,96 e 1,96). **132**

Figura 53 - Anomalia média sazonal de DHC (mm) entre os períodos futuro e histórico dos CMIP6 sob os cenários SSP2-4.5 (a-d) e SSP5-8.5 (e-h). **133**

Figura 54 - Incidência de seca (%) obtida a partir do conjunto de dados históricos ERA5. **135**

Figura 55 - Diferença entre a incidência de seca do cenário projetado SSP2-4.5 do CMIP6 e a incidência de seca do período histórico do CMIP6. **136**

Figura 56 - Diferença entre a incidência de seca do cenário projetado SSP5-8.5 do CMIP6 e a incidência de seca do período histórico do CMIP6. **137**

Figura 57 - Correlação espacial (*R*) entre o SNIPE, calculado a partir do conjunto de dados históricos ERA5, e os índices de teleconexões. **139**

Figura 58 - Coeficiente R^2 ajustado para a predição do SNIPE, calculado a partir de dados históricos do ERA5 agregados em 12 meses, considerando diferentes combinações de índices climáticos. **141**

Figura 59 - Mapa das dez localidades onde o SNIPE agregado em 12 meses foi predito utilizando MLR com a combinação dos quatro índices climáticos selecionados. **142**

Figura 60 - Resultados da regressão linear múltipla espacial para o conjunto de índices ONI, TPI-IPO, AMO e TNA. (a) Fração da variância explicada (R^2 ajustado); (b) intercepto A0; (c-f) coeficientes padronizados. **143**

LISTA DE FIGURAS - APÊNDICE

Figura S1 - Distribuição espacial do viés climatológico histórico de CDD (dias) na América do Sul. **166**

Figura S2 - Distribuição espacial do viés climatológico histórico de R95pTOT (mm/ano) na América do Sul. **167**

Figura S3 - Distribuição espacial do viés climatológico histórico de SDII (mm/dia) na América do Sul. **168**

Figura S4 - Distribuição espacial do viés climatológico histórico de R20mm (dias) na América do Sul. **169**

Figura S5 - Distribuição espacial do viés climatológico histórico de RX5day (mm) na América do Sul. **170**

Figura S6 - Classificação sazonal do índice MR para o Sistema de Monção da América do Sul (SAM). **171**

Figura S7 - Classificação sazonal do índice MR para o Nordeste Brasileiro (NEB). **172**

Figura S8 - Classificação sazonal do índice MR para o Sudeste da América do Sul (SES). **173**

Figura S9 - Classificação sazonal do índice MR para o Extremo Sul da América do Sul (SSA). **174**

Figura S10 - Avaliação da capacidade de simulação espacial para o índice CDD (dias) baseado no Diagrama de Taylor. **175**

Figura S11 - Avaliação da capacidade de simulação espacial para o índice CWD (dias) baseado no Diagrama de Taylor. **176**

Figura S12 - Avaliação da capacidade de simulação espacial para o índice PRCPTOT (mm/ano) baseado no Diagrama de Taylor. **177**

Figura S13 - Avaliação da capacidade de simulação espacial para o índice RX1day (mm/dia) baseado no Diagrama de Taylor. **178**

Figura S14 - Avaliação da capacidade de simulação espacial para o índice RX5day (mm) baseado no Diagrama de Taylor. **179**

Figura S15 - Avaliação da capacidade de simulação espacial para o índice R20mm (dias) baseado no Diagrama de Taylor. **180**

Figura S16 - Avaliação da capacidade de simulação espacial para o índice R95pTOT (mm/ano) baseado no Diagrama de Taylor. **181**

Figura S17 - Avaliação da capacidade de simulação espacial para o índice SDII (mm/dia) baseado no Diagrama de Taylor. **182**

Figura S18 - Tendência anual do índice CWD (dias/ano) nas sete sub-regiões da América do Sul. **183**

Figura S19 - Tendência anual do índice R20mm (dias/ano) nas sete sub-regiões da América do Sul. **184**

Figura S20 - Tendência anual do índice R95pTOT (mm/ano) nas sete sub-regiões da América do Sul. **185**

Figura S21 - Tendência anual do índice SDII (mm/dia/ano) nas sete sub-regiões da América do Sul. **186**

Figura S22 - Tendência anual do índice RX1day (mm/ano) nas sete sub-regiões da América do Sul. **187**

Figura S23 - Boxplots sazonais da variabilidade interanual de CWD nas sete sub-regiões da América do Sul. **188**

Figura S24 - Boxplots sazonais da variabilidade interanual de R20mm nas sete sub-regiões da América do Sul. **188**

Figura S25 - Boxplots sazonais da variabilidade interanual de RX1day nas sete sub-regiões da América do Sul. **189**

Figura S26 - Boxplots sazonais da variabilidade interanual de SDII nas sete sub-regiões da América do Sul. **189**

Figura S27 - Desempenho espaço-temporal sazonal na Amazônia (AMZ). Os valores em cada quadro indicam a correlação do conjunto de modelos originais (CC Raw) e corrigidos (CC Corr). **190**

Figura S28 - Desempenho espaço-temporal sazonal no Noroeste (NWS) da América do Sul. Os valores em cada quadro indicam a correlação do conjunto de modelos originais (CC Raw) e corrigidos (CC Corr). **190**

Figura S29 - Desempenho espaço-temporal sazonal no Sudeste (SES) da América do Sul. Os valores em cada quadro indicam a correlação do conjunto de modelos originais (CC Raw) e corrigidos (CC Corr). **191**

Figura S30 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em PRCPTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Amazônia (AMZ). **191**

Figura S31 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX1day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Amazônia (AMZ). **192**

Figura S32 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX5day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Amazônia (AMZ). **192**

Figura S33 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R20mm exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Amazônia (AMZ). **192**

Figura S34 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R95pTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Amazônia (AMZ). **193**

Figura S35 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CWD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Nordeste do Brasil (NEB). **193**

Figura S36 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em SDII exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Nordeste do Brasil (NEB). **193**

Figura S37 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX1day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Nordeste do Brasil (NEB). **194**

Figura S38 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX5day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Nordeste do Brasil (NEB). **194**

Figura S39 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R20mm exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Nordeste do Brasil (NEB). **194**

Figura S40 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R95pTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Nordeste do Brasil (NEB). **195**

Figura S41 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CDD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Noroeste da América do Sul (NWS). **195**

Figura S42 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em SDII exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Noroeste da América do Sul (NWS). **195**

Figura S43 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em PRCPTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Noroeste da América do Sul (NWS). **196**

Figura S44 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX5day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Noroeste da América do Sul (NWS). **196**

Figura S45 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R20mm exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Noroeste da América do Sul (NWS). **196**

Figura S46 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R95pTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Noroeste da América do Sul (NWS). **197**

Figura S47 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CDD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Região da Monção da América do Sul (SAM). **197**

Figura S48 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em SDII exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Região da Monção da América do Sul (SAM). **197**

Figura S49 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em PRCPTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Região da Monção da América do Sul (SAM). **198**

Figura S50 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX5day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Região da Monção da América do Sul (SAM). **198**

Figura S51 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R20mm exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Região da Monção da América do Sul (SAM). **198**

Figura S52 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R95pTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Região da Monção da América do Sul (SAM). **199**

Figura S53 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CDD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudeste da América do Sul (SES). **199**

Figura S54 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CWD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudeste da América do Sul (SES). **199**

Figura S55 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em SDII exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudeste da América do Sul (SES). **200**

Figura S56 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em PRCPTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudeste da América do Sul (SES). **200**

Figura S57 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX5day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudeste da América do Sul (SES). **200**

Figura S58 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R20mm exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudeste da América do Sul (SES). **201**

Figura S59 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R95pTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudeste da América do Sul (SES). **201**

Figura S60 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CDD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sul da América do Sul (SSA). **201**

Figura S61 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CWD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sul da América do Sul (SSA). **202**

Figura S62 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em SDII exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sul da América do Sul (SSA). **202**

Figura S63 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX1day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sul da América do Sul (SSA). **202**

Figura S64 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX5day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sul da América do Sul (SSA). **203**

Figura S65 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R20mm exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sul da América do Sul (SSA). **203**

Figura S66 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R95pTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sul da América do Sul (SSA). **203**

Figura S67 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CDD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudoeste da América do Sul (SWS). **204**

Figura S68 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CWD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudoeste da América do Sul (SWS). **204**

Figura S69 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em SDII exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudoeste da América do Sul (SWS). **204**

Figura S70 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX1day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudoeste da América do Sul (SWS). **205**

Figura S71 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX5day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudoeste da América do Sul (SWS). **205**

Figura S72 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R20mm exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudoeste da América do Sul (SWS). **205**

Figura S73 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R95pTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudoeste da América do Sul (SWS). **206**

Figura S74 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CDD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **206**

Figura S75 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CDD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **206**

Figura S76 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CDD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **207**

Figura S77 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CDD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **207**

Figura S78 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CDD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **207**

Figura S79 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CWD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **208**

Figura S80 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CWD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **208**

Figura S81 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CWD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **208**

Figura S82 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CWD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **209**

Figura S83 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CWD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **209**

Figura S84 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em SDII com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **209**

Figura S85 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em SDII com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **210**

Figura S86 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em SDII com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **210**

Figura S87 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em SDII com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **210**

Figura S88 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em SDII com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **211**

Figura S89 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em PRCPTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **211**

Figura S90 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em PRCPTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **211**

Figura S91 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em PRCPTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **212**

Figura S92 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em PRCPTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **212**

Figura S93 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em PRCPTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **212**

Figura S94 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX1day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **213**

Figura S95 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX1day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **213**

Figura S96 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX1day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **213**

Figura S97 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX1day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **214**

Figura S98 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX1day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **214**

Figura S99 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX5day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **214**

Figura S100 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX5day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **215**

Figura S101 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX5day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **215**

Figura S102 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX5day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **215**

Figura S103 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX5day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **216**

Figura S104 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX5day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **216**

Figura S105 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R20mm com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **216**

Figura S106 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R20mm com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **217**

Figura S107 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R20mm com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **217**

Figura S108 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R20mm com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **217**

Figura S109 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R20mm com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **218**

Figura S110 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R20mm com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **218**

Figura S111 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R95pTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **218**

Figura S112 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R95pTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **219**

Figura S113 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R95pTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **219**

Figura S114 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R95pTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **219**

Figura S115 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R95pTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0. **220**

Figura S116 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CDD, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2016-2035. **220**

Figura S117 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CDD, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2046-2065. **220**

Figura S118 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CDD, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2081-2100. **221**

Figura S119 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CDD, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2016-2035. **221**

Figura S120 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CDD, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2046-2065. **221**

Figura S121 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CWD, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2016-2035. **222**

Figura S122 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CWD, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2046-2065. **222**

Figura S123 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CWD, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2081-2100. **222**

Figura S124 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CWD, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2016-2035. **223**

Figura S125 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CWD, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2046-2065. **223**

Figura S126 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CWD, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2081-2100. **223**

Figura S127 - Distribuição espacial da SNR das projeções de SDII, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2016-2035. **224**

Figura S128 - Distribuição espacial da SNR das projeções de SDII, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2046-2065. **224**

Figura S129 - Distribuição espacial da SNR das projeções de SDII, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2016-2035. **224**

Figura S130 - Distribuição espacial da SNR das projeções de SDII, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2046-2065. **225**

Figura S131 - Distribuição espacial da SNR das projeções de PRCPTOT, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2016-2035. **225**

Figura S132 - Distribuição espacial da SNR das projeções de PRCPTOT, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2046-2065. **225**

Figura S133 - Distribuição espacial da SNR das projeções de PRCPTOT, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2081-2100. **226**

Figura S134 - Distribuição espacial da SNR das projeções de PRCPTOT, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2016-2035. **226**

Figura S135 - Distribuição espacial da SNR das projeções de PRCPTOT, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2046-2065. **226**

Figura S136 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX1day, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2016-2035. **227**

Figura S137 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX1day, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2046-2065. **227**

Figura S138 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX1day, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2081-2100. **227**

Figura S139 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX1day, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2016-2035. **228**

Figura S140 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX1day, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2046-2065. **228**

Figura S141 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX1day, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2081-2100. **228**

Figura S142 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX5day, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2016-2035. **229**

Figura S143 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX5day, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2046-2065. **229**

Figura S144 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX5day, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2081-2100. **229**

Figura S145 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX5day, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2016-2035. **230**

Figura S146 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX5day, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2046-2065. **230**

Figura S147 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX5day, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2081-2100. **230**

Figura S148 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R20mm, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2016-2035. **231**

Figura S149 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R20mm, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2046-2065. **231**

Figura S150 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R20mm, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2081-2100. **231**

Figura S151 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R20mm, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2016-2035. **232**

Figura S152 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R20mm, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2046-2065. **232**

Figura S153 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R20mm, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2081-2100. **232**

Figura S154 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R95pTOT, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2016-2035. **233**

Figura S155 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R95pTOT, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2046-2065. **233**

Figura S156 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R95pTOT, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2081-2100. **233**

Figura S157 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R95pTOT, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2016-2035. **234**

Figura S158 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R95pTOT, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2046-2065. **234**

Figura S159 - Média sazonal da DHC (mm), com agregação temporal de 1 (a-d), 3 (e-h), 6 (i-l) e 12 meses (m-p), para o conjunto de dados históricos CRU. **235**

Figura S160 - Viés sazonal da DHC (mm) histórico CMIP6 em relação aos dados do CRU, para agregações temporais de 1 (a-d), 3 (e-h), 6 (i-l) e 12 meses (m-p). **236**

Figura S161 - Incidência de seca (%) obtida a partir do conjunto de dados históricos CRU. **237**

Figura S162 - Incidência de seca (%) obtida a partir do conjunto de dados históricos CMIP6. **238**

Figura S163 - Incidência de seca (%) obtida a partir do conjunto de dados projetados CMIP6 no cenário SSP2-4.5. **239**

Figura S164 - Incidência de seca (%) obtida a partir do conjunto de dados projetados CMIP6 no cenário SSP5-8.5. **240**

Figura S165 - Correlação espacial (R) entre o SNIPE, calculado a partir do conjunto de dados históricos ERA5, e os índices de teleconexões.

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Modelos CMIP6 utilizados para a obtenção de dados de precipitação. **47**

Quadro 2 - Modelos CMIP6 utilizados para a obtenção de dados de evapotranspiração potencial. **48**

Quadro 3 - Cinco melhores modelos ou ensembles classificados pelo desempenho espaço-temporal por estação do ano para as regiões SSA, SWS e SES. A agregação por IWM está destacada em negrito. **101**

Quadro 4 - Cinco melhores modelos ou ensembles classificados pelo desempenho espaço-temporal por estação do ano para as regiões AMZ, NEB, NWS, SAM e SES. A agregação por IWM está destacada em negrito. **102**

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Coeficiente R^2 ajustado (%) para a previsão do SNIPE obtido a partir de dados do ERA5 em uma agregação de 12 meses, utilizando diferentes combinações. **144**

Tabela 2 - Coeficientes da MLR obtidos a partir de dados do ERA5 agregados em 12 meses. **145**

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

AMME	-	Conjunto Multi-Modelos por Média Aritmética
AMO	-	Oscilação Multidecadal do Atlântico
AMZ	-	Amazônia
AR6	-	Sexto Relatório de Avaliação
ASPS	-	Anticiclone Subtropical do Pacifico Sul
CC	-	Coeficiente de Correlação
CDD	-	Dias Secos Consecutivos
CDF	-	Funções de Distribuição Acumulada
CHIRPS	-	*Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data*
CMIP6	-	*Coupled Model Intercomparison Project Phase 6*
CRMSE	-	Raiz do Erro Quadrático Médio Centralizado
CRU TS	-	*Climatic Research Unit Time-Series*
CWD	-	Dias Úmidos Consecutivos
DHC	-	Disponibilidade Hídrica Climática
DJF	-	Verão Austral
ENOS	-	El Niño - Oscilação Sul
ERA5	-	Quinta geração do *European Centre for Medium-Range Weather Forecasts Reanalysis*
ETCCDI	-	Grupo de Especialistas em Detecção e Índices de Mudanças Climáticas
GSMaP	-	*Global Satellite Mapping of Precipitation*
IMERG	-	*Integrated Multi-satellitE Retrievals for Global Precipitation Measurement*
IPCC	-	Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas
IVS	-	Pontuação de Habilidade de Variabilidade Interanual
IWM	-	Conjunto Multi-Modelos Baseado na Média Ponderada por Independência
JBNAS	-	Jato de Baixos Níveis da América do Sul
JJA	-	Inverno Austral
MAE	-	Erro Absoluto Médio
MAM	-	Outono Austral

MLR	-	Regressão Linear Múltipla
MAE	-	Erro Absoluto Médio
MAM	-	Outono Austral
MLR	-	Regressão Linear Múltipla
MM-PERF	-	Conjunto Multi-Modelos Baseado em Desempenho
MME	-	Conjunto Multi-Modelos por Mediana
MR	-	Índice de Classificação Abrangente
MSWEP	-	*Multi-Source Weighted-Ensemble Precipitation*
NEB	-	Nordeste do Brasil
NWS	-	Noroeste da América do Sul
OLS	-	Mínimos Quadrados Ordinários
ONI	-	Índice Oceânico Niño
PDO	-	Oscilação Decadal do Pacífico
PET	-	Evapotranspiração Potencial
PRCPTOT	-	Precipitação Total em Dias Úmidos
QDM	-	Mapeamento Quantílico Delta
QM	-	Mapeamento Quantílico
R20mm	-	Número de Dias com Precipitação Acima de 20 mm
R95pTOT	-	Precipitação Total Acima do Percentil 95
RX1day	-	Precipitação Máxima em 1 Dia
RX5day	-	Precipitação Máxima em 5 Dias Consecutivos
SAM	-	Sistema de Monção Sul-Americana
SAM	-	Modo Anular Sul
SDII	-	Índice de Intensidade Diária Simples
SES	-	Sudeste da América do Sul
SNIPE	-	Índice Não-Paramétrico Padronizado de Precipitação e Evapotranspiração
SNR	-	Razão Sinal-Ruído
SON	-	Primavera Austral
SPEI	-	Índice Padronizado de Precipitação e Evapotranspiração
SPI	-	Índice de Precipitação Padronizado

SSA	-	Sul da América do Sul
SSP	-	*Shared Socioeconomic Pathways*
SWS	-	Sudoeste da América do Sul
TNA	-	Índice do Atlântico Norte Tropical
TPI-IPO	-	Índice Tripolo para a Oscilação Interdecadal do Pacífico
TSA	-	Índice do Atlântico Sul Tropical
TSM	-	Temperatura da Superfície do Mar
ZCAS	-	Zona de Convergência do Atlântico Sul
ZCIT	-	Zona de Convergência Intertropical

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO …….. 30

1.1 **Objetivos** ……..…. 32

1.2 **Revisão Bibliográfica** ……..…….. 33

1.2.1 Mudanças Climáticas, Ciclo Hidrológico e Extremos de Precipitação …. 33

1.2.2 Regimes Hidroclimáticos da América do Sul …… 34

1.2.3 Modelagem Climática da Precipitação na América do Sul ……. 36

1.2.4 Downscaling e Correção de Viés …… 38

1.2.5 Ensembles e Incerteza nas Projeções …….. 40

1.2.6 Disponibilidade Hídrica, Índices de Seca e Teleconexões ……. 41

2 DADOS ……..…. 44

3 MÉTODOS ……..... 50

3.1 **Correção de Viés e Downscaling Estatístico por Mapeamento Quantílico Delta (QDM)** …….. 50

3.2 **Índices de Extremos de Precipitação** …… 52

3.3 **Avaliação Espacial dos Modelos Nativos e com Correção de Viés** .. 53

3.4 **Avaliação Temporal dos Modelos Nativos e com Correção de Viés** . 56

3.5 **Geração das Agregações Multi-Modelos (Ensembles)** ……..... 57

3.6 **Análise Probabilística de Projeções Futuras e Razão Sinal-Ruído** .. 60

3.7 **Detecção de Tendências na DHC e Teste Z Modificado** ……... 61

3.8 **Caracterização e Incidência de Secas** …….. 63

3.9 **Índice Não-Paramétrico Padronizado de Precipitação e Evapotranspiração (SNIPE)** …….. 64

3.10 **Modulação da DHC por Modos de Variabilidade Oceano-Atmosfera** 65

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES ……..…….. 69

4.1 **Avaliação do Desempenho dos Modelos CMIP6 e Impacto da Correção de Viés nos Extremos de Precipitação da América do Sul** 70

4.1.1 *Análise de Vieses dos Índices de Extremos de Precipitação* ……..... 70

4.1.2 *Avaliação da Capacidade de Simulação Espacial* …….. 79

4.1.3 *Avaliação da Tendência* ……..……. 85

4.1.4 *Avaliação da Variabilidade Interanual* ……... 90

4.1.5 *Desempenho Global dos Ensembles e dos Modelos Nativos e Corrigidos* ……... 95

4.1.6 *Conclusões Gerais* …….. 103

4.2 **Projeções Probabilísticas dos Extremos de Precipitação na América do Sul** …… 104

4.2.1 *Projeções de Extremos de Precipitação para a Amazônia* ……..... 104

4.2.2 *Projeções de Extremos de Precipitação para o Nordeste do Brasil* …..... 108

4.2.3 *Projeções de Extremos de Precipitação para o Noroeste da América do Sul* …… 111

4.2.4 *Projeções de Extremos de Precipitação para o Sistema de Monção da América do Sul* ……... 114

4.2.5 *Projeções de Extremos de Precipitação para o Sudeste da América do Sul* …… 117

4.2.6 *Projeções de Extremos de Precipitação para o Sudoeste da América do Sul* …….. 119

4.2.7 *Projeções de Extremos de Precipitação para o Sul da América do Sul* .. 121

4.2.8 *Conclusões Gerais* ……..…... 124

4.3 **Avaliação Histórica e Projetada da Disponibilidade Hídrica Climática Regional** ……. 125

4.3.1 *Características da DHC Regional e Vieses do CMIP6* ……..……. 125

4.3.2 *Projeções Futuras da DHC Regional* ……..... 130

4.3.3 *Incidência de Secas Regionais Históricas e Projetadas* ……. 133

4.3.4 *Influência das Teleconexões na DHC Regional* ……..……. 138

4.3.5 *Forçamento Combinado das Teleconexões na DHC* Regional ….…… 140

4.3.6 *Considerações Gerais* ……..…. 147

5 CONCLUSÕES FINAIS ……..……. 148

6 SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS ……..…….. 151

REFERÊNCIAS ……..... 153

APÊNDICE ……..…... 166

1 INTRODUÇÃO

A influência humana sobre o sistema climático é evidente e resulta em alterações nos principais componentes do sistema terrestre (Lee *et al.*, 2024). Entre os sinais mais importantes está a reorganização do ciclo hidrológico, uma vez que o aquecimento global torna a atmosfera mais úmida, modifica o transporte de vapor d'água e altera o equilíbrio entre evaporação, precipitação e demanda evaporativa (Held; Soden, 2006; Trenberth, 2011; Douville *et al.*, 2021).

Uma das consequências desse processo é a tendência de intensificação dos extremos de precipitação, embora essa resposta dependa da interação entre mecanismos termodinâmicos, circulação atmosférica, convecção e características regionais (Allan; Soden, 2008; O'Gorman, 2015; Seneviratne *et al.*, 2021). O aquecimento global também favorece déficits hídricos persistentes e episódios em que grande parte da chuva se concentra em poucos dias, ampliando os períodos de excesso e escassez de água (Zhang *et al.*, 2024; Swain *et al.*, 2025).

Na América do Sul, essas mudanças assumem grande importância porque a maior parte dos sistemas sociais, econômicos e ecológicos depende diretamente da regularidade das chuvas. A segurança hídrica, a produção agrícola, a geração hidrelétrica, os ecossistemas e a infraestrutura urbana são afetados pela forma como a precipitação se distribui no espaço e no tempo, assim como pela disponibilidade de água em bacias sensíveis à variabilidade climática (Buytaert; De Bièvre, 2012; Stickler *et al.*, 2013; Marengo *et al.*, 2018; Castellanos *et al.*, 2022).

Avaliar os efeitos dessas alterações exige considerar que a precipitação não se organiza de maneira homogênea nesse continente. A extensão meridional da América do Sul, a barreira dos Andes, os contrastes entre Pacífico e Atlântico e a presença da Amazônia contribuem para a formação de regimes pluviométricos distintos, controlados por diferentes combinações de convecção tropical, frentes frias, transporte de umidade e variabilidade oceânica (Garreaud *et al.*, 2009; Marengo *et al.*, 2012; Montini *et al.*, 2019; Ferreira *et al.*, 2022).

Essa diversidade impede que a mudança hidroclimática sul-americana seja reduzida a uma tendência continental única, pois o aquecimento resultante das mudanças climáticas pode se expressar de formas regionais diferenciadas, incluindo chuvas mais intensas em setores subtropicais, aumento de estiagens na Amazônia e no Nordeste brasileiro e alterações na estação chuvosa do Sistema de Monção da América do Sul (Carvalho *et al.*, 2011; Castellanos *et al.*, 2022).

Compreender com precisão essa reorganização futura demanda projeções capazes de representar extremos de precipitação e disponibilidade hídrica região a região. Os modelos climáticos globais constituem uma das principais bases para investigar o clima futuro, mas a precipitação permanece entre as variáveis mais difíceis de simular, especialmente em regiões tropicais, montanhosas e heterogêneas, como a América do Sul (Holloway; Woolnough; Lister, 2012; Lucas-Picher *et al.*, 2021; Almazroui *et al.*, 2021; Medeiros; Oliveira; Avila-Diaz, 2022). O uso direto das saídas nativas pode comprometer avaliações regionais de risco, tornando necessárias etapas de correção de viés, *downscaling* estatístico e construção de *ensembles* para reduzir limitações sistemáticas e parte da dispersão entre modelos (Reboita *et al.*, 2022; Ferreira *et al.*, 2023).

A mudança hidroclimática também não pode ser interpretada apenas pela precipitação. A disponibilidade hídrica resulta do balanço entre chuva e evapotranspiração, da persistência dos déficits, da sazonalidade e da influência de modos de variabilidade oceano-atmosférica (Vicente-Serrano; Beguería; López-Moreno, 2010; Onyutha, 2021). Avaliar o futuro exige integrar extremos de precipitação, disponibilidade hídrica, teleconexões e incertezas da modelagem em uma leitura regionalmente consistente.

A contribuição desta tese não está apenas em indicar se a América do Sul tende a ficar mais seca ou mais úmida. Muitos sinais gerais de mudança hidroclimática já aparecem na literatura, mas ainda precisam ser avaliados em uma estrutura capaz de separar tendências médias de respostas regionais robustas, reduzir o peso dos vieses dos modelos e interpretar a disponibilidade hídrica para além da precipitação isolada. O problema central está em compreender quais mudanças permanecem consistentes após o tratamento das limitações da modelagem, onde os extremos de precipitação indicam aumento efetivo de risco e em que medida os padrões de seca e umidade se relacionam com mecanismos oceano-atmosféricos conhecidos. Esta tese investiga a reorganização regional dos extremos de precipitação e da disponibilidade hídrica na América do Sul, buscando transformar projeções climáticas dispersas em uma avaliação integrada, comparável e fisicamente interpretável do risco hidroclimático futuro.

1.1 Objetivos

O objetivo geral desta tese é avaliar a hipótese de que a reconfiguração dos extremos de precipitação e da disponibilidade hídrica na América do Sul sob mudanças climáticas não ocorre de forma linear e espacialmente uniforme. Parte desses sinais pode ser mascarada por vieses dos modelos, pela dispersão entre simulações e pela análise isolada da precipitação. Assim, busca-se compreender em que medida uma avaliação integrada, baseada na correção das limitações da modelagem, na construção de ensembles, na análise probabilística dos extremos e na quantificação das teleconexões, permite identificar com maior precisão quais mudanças representam respostas regionais robustas do clima futuro.

Para a execução deste objetivo geral, definem-se os seguintes objetivos específicos:

I. Avaliar e refinar as simulações de precipitação do *Coupled Model Intercomparison Project* Fase 6 (CMIP6) sobre a América do Sul, reduzindo vieses sistemáticos, construindo ensembles e diagnosticando as projeções dos extremos de precipitação sob os cenários SSP2-4.5 (em inglês, *Shared Socioeconomic Pathways*) e SSP5-8.5, com ênfase na separação entre sinais regionais robustos e incertezas associadas aos modelos.

II. Investigar a disponibilidade hídrica climática da América do Sul e sua relação com modos de variabilidade oceano-atmosférica, buscando identificar regimes regionais de seca e umidade e quantificar a influência relativa das principais teleconexões sobre esses padrões.

Além desta introdução, que inclui os objetivos e a revisão bibliográfica, a tese está dividida em mais cinco capítulos. O Capítulo 2 detalha as características das bases de dados e as sub-regiões de estudo no continente. O Capítulo 3 descreve os métodos matemáticos, incluindo o downscaling e a correção de viés por QDM, a geração de ensembles e a modelagem multivariada (SNIPE e MLR). O Capítulo 4 apresenta e discute os resultados da correção dos modelos, das projeções probabilísticas de extremos e da análise das forçantes da DHC. O Capítulo 5 apresenta as conclusões finais e as limitações do estudo, enquanto o Capítulo 6 reúne as sugestões de trabalhos futuros.

1.2 Revisão Bibliográfica

Este capítulo apresenta os fundamentos físicos e metodológicos que sustentam a análise dos extremos de precipitação e da disponibilidade hídrica na América do Sul. A revisão parte da intensificação do ciclo hidrológico e da diversidade regional dos regimes de chuva, avançando para as limitações dos modelos climáticos globais, a necessidade de *downscaling* e correção de viés e o tratamento das incertezas por *ensembles*. Também são discutidos os índices de seca e umidade, métodos não paramétricos e a influência de teleconexões oceano-atmosféricas, elementos necessários para interpretar a reconfiguração regional do risco hidroclimático sob mudanças climáticas.

1.2.1 Mudanças Climáticas, Ciclo Hidrológico e Extremos de Precipitação

A influência humana sobre o sistema climático intensifica o ciclo hidrológico ao alterar a disponibilidade de vapor d'água, a circulação atmosférica e os balanços de energia. Com o aquecimento, a atmosfera retém cerca de 6% a 7% mais umidade por grau Celsius, conforme a relação de Clausius-Clapeyron. Esse aumento de umidade não leva a um aumento proporcional da chuva, porque a precipitação depende da energia disponível na atmosfera para sustentar evaporação, condensação e liberação de calor. Portanto, a precipitação média global tende a aumentar mais devagar do que o vapor d'água. A resposta hidroclimática não ocorre como aumento uniforme dos totais pluviométricos, mas como redistribuição da água no tempo e no espaço, ampliando diferenças entre períodos úmidos e secos (Held; Soden, 2006; Trenberth, 2011; Gulev *et al.*, 2021; Douville *et al.*, 2021; Lee *et al.*, 2024).

Os extremos de precipitação estão entre as respostas mais evidentes ao aquecimento, embora sua magnitude dependa de mecanismos termodinâmicos, dinâmicos, convectivos e regionais. Observações e simulações indicam intensificação de eventos extremos em grande parte das áreas continentais, inclusive em regiões secas, onde pequenas mudanças nos totais anuais podem coexistir com maior concentração da chuva em poucos eventos (Allan; Soden, 2008; Donat *et al.*, 2016; O'Gorman, 2015; Seneviratne *et al.*, 2021). Em escalas subdiárias, o aumento da umidade atmosférica também pode intensificar eventos de chuva de curta duração, o que favorece inundações (Fowler *et al.*, 2021). O aquecimento também amplia a demanda evaporativa e favorece déficits

persistentes, podendo tornar mais frequentes os períodos muito secos e os períodos muito úmidos (Santos *et al.*, 2024; Swain *et al.*, 2025).

Na América do Sul, essa reorganização é importante porque a precipitação sustenta a segurança alimentar, a geração hidrelétrica, a regulação térmica e a integridade de biomas. A Bacia Amazônica exerce papel central por meio da evapotranspiração e do transporte de umidade para áreas agrícolas e ecossistemas distantes (Arraut *et al.*, 2012; Zemp *et al.*, 2014). É projetada redução de até 31% na contribuição da evapotranspiração do sul da Amazônia para a precipitação durante a transição seco-úmida, comprometendo a regularidade das chuvas dependentes desse transporte atmosférico (Arias *et al.*, 2023; Silva; Fearnside, 2025; Pörtner *et al.*, 2022; Reyer *et al.*, 2017).

Observações indicam que parte dessa mudança já está em curso. A Amazônia meridional apresenta prolongamento da estação seca e aumento da frequência de cheias extremas, o semiárido do Nordeste registra secas mais intensas e o Chile mediterrâneo sofre redução das chuvas de inverno, essenciais para a recarga hídrica (Marengo *et al.*, 2011; Fu *et al.*, 2013; Barichivich *et al.*, 2018; Ferreira *et al.*, 2023; Marengo; Torres; Alves, 2017). Em escala continental, mudanças climáticas e de uso da terra foram associadas à redução da precipitação em 42% da América do Sul e à intensificação de enchentes e secas agudas em outros 29% (Chagas *et al.*, 2022). As projeções indicam expansão dessas áreas de risco ao longo do século XXI, modulada por anomalias de circulação, interações oceano-atmosfera e forçantes locais (Bjarke; Barsugli; Livneh, 2020; Reboita *et al.*, 2022a; Heede *et al.*, 2025; Marengo *et al.*, 2024).

1.2.2 Regimes Hidroclimáticos da América do Sul

A precipitação na América do Sul não forma um campo homogêneo. A extensão latitudinal do continente, a diversidade de relevo e cobertura, a barreira dos Andes, os contrastes entre Pacífico e Atlântico e a presença da Amazônia influenciam a forma como diferentes sistemas atmosféricos atuam em cada região, ajudando a organizar regimes climáticos distintos ao longo do continente (Garreaud *et al.*, 2009; Reboita *et al.*, 2010). Essa diversidade corrobora classificações mais recentes baseadas em agrupamentos de precipitação, que separam áreas com ciclos anuais e mecanismos atmosféricos distintos (Ferreira; Reboita, 2022).

Na faixa equatorial, a convecção profunda, a alta disponibilidade de vapor d'água e a Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) sustentam grande parte das chuvas (Garreaud *et al.*, 2009; Reboita *et al.*, 2010). A Amazônia combina precipitação elevada, forte evapotranspiração e reciclagem de umidade, funcionando como uma importante fonte de vapor d'água para outras regiões do continente (Marengo *et al.*, 2024). No noroeste da América do Sul, a topografia andina e as interações entre Andes, Amazônia e Pacífico oriental reforçam os contrastes espaciais da chuva, especialmente em setores da Colômbia, Equador e norte do Peru (Espinoza *et al.*, 2020). No Nordeste brasileiro, a precipitação é mais irregular e depende da posição sazonal da ZCIT, das temperaturas do Atlântico tropical e da atuação de sistemas regionais, o que contribui para a recorrência de secas (Marengo; Torres; Alves, 2017; Reboita *et al.*, 2010).

Na porção central e oriental do continente, predomina o Sistema de Monção da América do Sul, caracterizado por forte sazonalidade, com verão úmido e inverno seco (Marengo *et al.*, 2012). O início e o fim da estação chuvosa dependem da circulação de grande escala, da umidade proveniente da Amazônia e da organização da convecção tropical (Carvalho *et al.*, 2011; Marengo *et al.*, 2012). No verão austral, a Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS) forma uma faixa persistente de nebulosidade e precipitação entre a Amazônia, o Sudeste do Brasil e o Atlântico Sul (Carvalho; Jones; Liebmann, 2004). Sua variabilidade influencia extremos de chuva, veranicos e a distribuição sazonal da precipitação no Brasil Central e Sudeste (Carvalho; Jones; Liebmann, 2004).

O Jato de Baixos Níveis da América do Sul (JBNAS) também tem papel importante na organização da chuva, pois transporta umidade da Amazônia para a Bacia do Prata e favorece precipitação intensa no Sudeste e no sul do continente (Montini; Jones; Carvalho, 2019). A frequência e a intensidade desse jato variam ao longo do ano e são moduladas pelo El Niño - Oscilação Sul (ENOS), especialmente na primavera (Montini; Jones; Carvalho, 2019). Nas latitudes subtropicais e extratropicais, os regimes de precipitação dependem mais de frentes frias, ciclones extratropicais e ventos de oeste (Garreaud *et al.*, 2009; Reboita *et al.*, 2010). No sudoeste do continente, os Andes, o Anticiclone Subtropical do Pacífico (ASPS) e a circulação de oeste produzem forte contraste entre a costa chilena, a cordilheira e as áreas áridas a sotavento (Garreaud *et al.*, 2009; Espinoza *et al.*, 2020).

A organização regional da precipitação indica que a mudança hidroclimática não deve ser avaliada apenas por médias continentais. A resposta da precipitação depende do regime dominante, da estação do ano e dos sistemas atmosféricos que controlam cada área. Divisões regionais baseadas em características climáticas são úteis para separar sinais que poderiam ficar mascarados em análises gerais. As regiões de referência do Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (em inglês, *Intergovernmental Panel on Climate Change* - IPCC), atualizadas para análise subcontinental de dados observados e simulados, oferecem uma base adequada para esse tipo de comparação regional (Iturbide *et al.*, 2020).

1.2.3 Modelagem Climática da Precipitação na América do Sul

Os modelos climáticos globais são uma das principais ferramentas para investigar a precipitação futura, simulando a resposta do sistema climático a diferentes cenários de emissão de gases de efeito estufa. Comparado às fases anteriores, o CMIP6 ampliou a diversidade de modelos, cenários e experimentos disponíveis, tornando-se uma base importante para estudos de mudança climática em escala global e regional (Eyring *et al.*, 2016).

Porém, a precipitação continua sendo uma das variáveis mais difíceis de representar nos modelos climáticos. Isso ocorre porque ela resulta da interação entre processos de grande escala e processos regionais que os modelos representam com diferentes níveis de detalhe. A convecção profunda e, em alguns casos, a topografia ocorrem em escalas menores que a grade típica dos modelos globais. O transporte de umidade e a interação oceano-atmosfera incluem componentes de grande escala que os modelos conseguem simular, mas também dependem de processos regionais e de mesoescala que geram incertezas. Mesmo quando reproduzem padrões médios de grande escala, os modelos podem apresentar erros importantes na distribuição espacial, na sazonalidade, na frequência de dias chuvosos e na intensidade dos eventos de chuva (Trenberth, 2011; Maraun *et al.*, 2010).

Na América do Sul, essas limitações são ampliadas pela presença da Amazônia, da Cordilheira dos Andes, de áreas semiáridas, de regiões subtropicais e de sistemas como a ZCIT, a ZCAS e o Sistema de Monção da América do Sul. Um dos vieses mais conhecidos está ligado à representação da circulação tropical e à dupla ZCIT. Esse erro permanece em gerações anteriores do CMIP e ainda aparece

no CMIP6, deslocando a posição da convergência tropical e os padrões de precipitação (Tian; Dong, 2020; Vasconcellos *et al.*, 2020). Sobre a Amazônia, esse tipo de erro pode favorecer subsidência e divergência de umidade, além de estar associado à menor nebulosidade e à subestimação da chuva regional (Yin *et al.*, 2013).

A dificuldade em representar a convecção também é um problema recorrente. Muitos modelos iniciam a precipitação de forma muito frequente e antecipada, sem acumular energia suficiente para formar eventos mais intensos (Dai; Trenberth, 2004; Chen; Dai; Hall, 2021). Esse comportamento, conhecido em inglês como *drizzle problem,* e denominado nesta tese como “problema do chuvisco”, está associado às parametrizações convectivas e leva à superestimativa de chuvas fracas e persistentes, enquanto eventos fortes tendem a ser suavizados (Gutowski *et al.*, 2003; Argüeso; Evans; Fita, 2013; Maraun *et al.*, 2017; Stephens *et al.*, 2010). Em estudos de extremos, esse viés é particularmente relevante, pois altera a frequência de dias chuvosos, a duração de períodos secos e a cauda superior da distribuição da precipitação (Fiedler *et al.*, 2020).

A resolução espacial também limita a representação de processos regionais. A Cordilheira dos Andes controla parte importante do bloqueio do escoamento zonal, da chuva orográfica, da sombra de chuva na Patagônia e do transporte de umidade para o leste do continente. Quando essa topografia é suavizada, os modelos podem distorcer a circulação regional e a convergência de umidade associada à ZCAS e à Bacia do Prata (Junquas *et al.*, 2016; Rivera; Arnould, 2020; Baldwin *et al.*, 2021). Modelos de convecção permitida e simulações regionais em maior resolução podem reduzir parte dessas incertezas, mas ainda têm alto custo computacional e cobertura limitada para aplicações continentais de longo prazo (Fosser *et al.*, 2024).

As limitações dos modelos não impedem seu uso, mas exigem avaliação cuidadosa antes da análise de impactos. Estudos recentes mostram que o CMIP6 apresenta avanços em relação a gerações anteriores, embora mantenha vieses na América do Sul, principalmente em regiões tropicais, montanhosas e de transição climática (Almazroui *et al.*, 2021; Medeiros; Oliveira; Avila-Diaz, 2022; Bazzanela *et al.*, 2024). O uso direto das saídas nativas pode transferir erros sistemáticos para as projeções de extremos e disponibilidade hídrica. A correção de viés e o *downscaling* são etapas importantes para aproximar as simulações da escala regional, desde que

aplicados com cautela e acompanhados de avaliação física e estatística dos resultados (Maraun *et al.*, 2010; Maraun, 2016; Maraun *et al.*, 2017).

1.2.4 Downscaling e Correção de Viés

As limitações de resolução da grade de modelos climáticos globais tornam necessário o uso de técnicas de pós-processamento antes de executar análises regionais de precipitação. Esse refinamento pode ser feito por *downscaling* dinâmico ou estatístico. O *downscaling* dinâmico usa modelos climáticos regionais ligados às simulações globais, permitindo representar melhor processos relativos ao relevo, à costa e à circulação regional, embora com maior custo computacional e dependência das condições de contorno fornecidas pelos modelos globais (Feser *et al.*, 2011; Rummukainen, 2016).

O *downscaling* estatístico utiliza relações entre dados observados e simulados para transferir a informação dos modelos para escalas locais e regionais. Essa abordagem inclui métodos baseados em regressão, classificação de padrões de circulação, geradores estocásticos de tempo e funções de transferência, incluindo técnicas de ajuste de distribuição, como o Mapeamento de Quantis (em inglês, *Quantile Mapping* - QM) (Wilby; Wigley, 1997; Fowler; Blenkinsop; Tebaldi, 2007; Maraun *et al.*, 2010).

A aplicação dessa mudança de escala não elimina os erros sistemáticos dos modelos. O downscaling costuma ser combinado com métodos de correção de viés, especialmente em estudos que dependem da representação de extremos de precipitação. Essa combinação exige avaliação cuidadosa, pois a correção de viés melhora a concordância com observações no período histórico, mas não corrige problemas físicos dos modelos nem garante uma resposta futura mais realista (Ehret *et al.*, 2012; Maraun, 2016; Maraun *et al.*, 2017).

A correção de viés ajusta as simulações climáticas com base em dados observados de referência. Métodos simples, como o escalonamento linear, corrigem principalmente a média, mas são limitados para ajustar variância, quantis e extremos (Teutschbein; Seibert, 2012). Essa limitação é importante porque a precipitação não muda apenas em seus valores médios, mas também na frequência de dias chuvosos, na intensidade dos eventos e na forma da distribuição. O QM passou a ser amplamente utilizado por ajustar a função de distribuição acumulada dos

modelos à distribuição observada, permitindo corrigir média, variância e assimetria da precipitação simulada (Gudmundsson *et al.*, 2012).

Mesmo com ampla aplicação, o QM clássico apresenta limitações em estudos de mudança climática. Como o ajuste é calculado a partir do período histórico, o método assume que a relação entre modelo e observação permanece válida no futuro. Esse pressuposto exige cuidado quando o padrão da precipitação muda com o aquecimento, principalmente nos quantis mais altos e em regiões onde os extremos são importantes para a avaliação de risco. O QM também pode modificar o sinal de mudança climática projetado pelos modelos, gerando resultados inconsistentes para aplicações futuras (Themeßl; Gobiet; Heinrich, 2012; Hempel *et al.*, 2013).

O Mapeamento Quantílico Delta (em inglês, *Quantile Delta Mapping* - QDM) foi proposto para reduzir esse problema. Diferente do QM tradicional, o QDM estima a mudança projetada em cada quantil, aplica a correção com base no período histórico e preserva o sinal de mudança indicado pelo modelo para aquele quantil (Cannon; Sobie; Murdock, 2015). Essa característica é útil para estudos de extremos, pois permite corrigir a distribuição histórica sem eliminar alterações futuras nos quantis superiores da precipitação. O método tem sido usado em estudos recentes sobre precipitação, secas e ciclo de monção na América do Sul e no Brasil (Xavier *et al.*, 2022; Ferreira *et al.*, 2023; Reboita *et al.*, 2023).

Mas é importante ressaltar que o QDM não deve ser tratado como uma solução completa. Como outros métodos de correção de viés, ele atua principalmente sobre distribuições locais e univariadas, sem necessariamente corrigir dependências espaciais, temporais ou multivariadas. Abordagens multivariadas, como a Correção de Viés Multivariada N-Dimensional e métodos baseados em dependência entre variáveis e locais, buscam reduzir parte dessas limitações, mas exigem mais dados, maior controle metodológico e maior custo computacional (Cannon, 2018; Vrac, 2018). A correção de viés também não corrige problemas físicos fundamentais dos modelos, como erros na circulação, na posição de sistemas atmosféricos ou na resposta regional ao aquecimento (Maraun, 2016; Maraun *et al.*, 2017). A combinação entre *downscaling* estatístico e correção de viés por QDM representa uma alternativa de bom custo-benefício para melhorar as projeções regionais, pois reduz parte dos erros sistemáticos, preserva o sinal climático projetado e mantém viabilidade computacional para análises continentais.

1.2.5 Ensembles e Incerteza nas Projeções

As projeções climáticas mantêm incertezas mesmo após a correção de viés e o *downscaling*. Essas incertezas estão ligadas à variabilidade interna do clima, às diferenças estruturais entre modelos e aos cenários futuros de emissão. Em escalas regionais, a importância dessas fontes muda com o tempo, com maior peso da variabilidade interna no curto prazo e maior influência das diferenças entre modelos e cenários nas projeções de médio e longo prazo (Hawkins; Sutton, 2009; Deser *et al.*, 2012). Para a precipitação, essa separação é ainda mais difícil, pois os sinais são mais ruidosos e dependem fortemente de processos regionais, circulação atmosférica e organização dos sistemas de chuva (Hawkins; Sutton, 2011).

Os conjuntos multi-modelos são usados para reunir diferentes simulações e reduzir a dependência de um único modelo. O uso de ensembles ajuda a lidar com essas diferenças, pois cada modelo possui parametrizações, resolução, ajustes e respostas climáticas próprias (Tebaldi; Knutti, 2007; Knutti *et al.*, 2010). A composição desses conjuntos não corresponde a uma amostra aleatória e independente do clima futuro. Os modelos são selecionados a partir das simulações disponíveis, e muitos compartilham componentes, códigos, parametrizações ou escolhas de desenvolvimento. A média simples entre modelos pode, nesse caso, produzir uma falsa impressão de independência e confiança estatística (Knutti *et al.*, 2010; Abramowitz *et al.*, 2019).

A média multi-modelo simples pode reduzir erros individuais, mas também suavizar sinais importantes. Esse problema é especialmente relevante para a precipitação, porque chuvas extremas e sistemas organizados podem ocorrer em posições e momentos diferentes entre os modelos. Quando essas simulações são combinadas por média aritmética, eventos intensos podem ser diluídos, reduzindo artificialmente os valores extremos. Esse efeito já é conhecido em previsões por ensemble de precipitação, nas quais a média pode melhorar algumas métricas gerais, mas reduzir a intensidade dos eventos mais fortes (Ebert, 2001). Na América do Sul, esse ponto é importante porque sistemas como ZCIT, ZCAS, frentes frias, convecção tropical e chuva orográfica apresentam grande variabilidade espacial e sazonal.

A literatura tem proposto métodos que combinam modelos considerando desempenho histórico, independência ou ambos. A ponderação por desempenho atribui maior peso aos modelos que simulam melhor o clima observado, mas pode

ser sensível à escolha das métricas e ao período usado na avaliação (Balhane *et al.*, 2022). Métodos baseados em independência reduzem o peso de modelos muito semelhantes entre si, evitando que uma mesma família de modelos domine o resultado final (Bishop; Abramowitz, 2013; Sanderson; Knutti; Caldwell, 2015; Knutti *et al.*, 2017). Estudos recentes destacam que a ponderação deve ser aplicada com critério, pois bom desempenho histórico não garante melhor projeção futura (Abramowitz *et al.*, 2019).

1.2.6 Disponibilidade Hídrica, Índices de Seca e Teleconexões

A avaliação hidroclimática não deve considerar apenas a precipitação, porque a água disponível também depende de quanto se perde para a atmosfera. A disponibilidade hídrica resulta do balanço entre a entrada de água pela chuva e a perda potencial associada à demanda evaporativa. Em um clima mais quente, o aumento da evapotranspiração potencial pode agravar déficits hídricos mesmo quando a precipitação não apresenta redução considerável. A diferença entre precipitação e evapotranspiração potencial climáticas representa a Disponibilidade Hídrica Climática (DHC), ao integrar suprimento e demanda de água em uma mesma variável.

A análise de secas e umidade costuma ser feita por índices padronizados, os quais permitem comparar regiões com regimes climáticos distintos. O Índice de Precipitação Padronizado (em inglês, *Standardized Precipitation Index* - SPI) foi desenvolvido para avaliar déficits de precipitação em diferentes escalas temporais, pois a frequência e a duração das secas dependem da janela de acumulação usada na análise (McKee; Doesken; Kleist, 1993). Essa característica é importante porque secas meteorológicas, agrícolas e hidrológicas não se manifestam nas mesmas escalas temporais. Janelas curtas captam déficits rápidos, enquanto janelas longas destacam persistência, armazenamento e efeitos acumulados sobre sistemas hídricos.

O SPI tem utilidade reconhecida, mas considera apenas a precipitação. Essa limitação levou ao desenvolvimento do Índice Padronizado de Precipitação e Evapotranspiração (em inglês, *Standardized Precipitation-Evapotranspiration Index* - SPEI), que mantém a análise em diferentes escalas temporais e inclui a influência da temperatura e da demanda evaporativa sobre a seca (Vicente-Serrano; Beguería; López-Moreno, 2010). O SPEI é bastante útil em estudos de aquecimento global,

pois permite interpretar a seca não apenas como falta de chuva, mas também como resultado de maior perda potencial de água para a atmosfera.

Índices como SPI e SPEI dependem do ajuste dos dados a distribuições de probabilidade. A escolha inadequada dessa distribuição pode alterar a intensidade estimada dos eventos secos e úmidos, exagerando ou reduzindo a severidade em casos extremos (Stagge *et al.*, 2015). Essa questão é relevante em séries climáticas com assimetria, distribuições com caudas alongadas ou mudanças de longo prazo. Métodos não paramétricos surgem como alternativa por reduzirem a dependência de uma distribuição teórica pré-definida. Onyutha (2017) propôs uma abordagem não paramétrica com base em precipitação e evapotranspiração potencial. Denominado Índice Não-Paramétrico Padronizado de Precipitação e Evapotranspiração (em inglês, *Standardized Non-parametric Indices of Precipitation and Evaporation* - SNIPE), ele busca reduzir problemas ligados à assimetria, à escolha de distribuições e à não estacionariedade.

Os índices padronizados ajudam a identificar a intensidade e a duração das condições secas e úmidas, mas não explicam, sozinhos, os mecanismos que controlam essa variabilidade. A compreensão desses mecanismos exige considerar a influência de modos de variabilidade oceano-atmosférica sobre a precipitação e a evapotranspiração. Na América do Sul, essa influência é especialmente importante porque diferentes regiões respondem de forma distinta aos sinais do Pacífico e do Atlântico. O ENOS é um dos principais controles interanuais da precipitação, mas seu efeito não é uniforme ao longo do continente e varia conforme a estação do ano, a região e a interação com outros oceanos. Estudos sobre a Amazônia mostram que o Atlântico tropical também exerce papel importante, com influência comparável à do Pacífico em algumas áreas e estações, especialmente durante a estação seca e a transição seco-úmida (Zeng *et al.*, 2008; Yoon; Zeng, 2010).

A interação entre bacias oceânicas torna a interpretação das secas mais complexa. A Oscilação Multidecadal do Atlântico (em inglês, Atlantic Multidecadal Oscillation - AMO) pode modificar a influência do El Niño-Oscilação Sul (ENOS; em inglês, El Niño-Southern Oscillation - ENSO) sobre a chuva na América do Sul, alterando a organização espacial das anomalias de precipitação (Kayano; Capistrano, 2014). Revisões recentes destacam que padrões como a Oscilação Decadal do Pacífico (em inglês, Pacific Decadal Oscillation - PDO), a Oscilação Multidecadal do Atlântico (em inglês, Atlantic Multidecadal Oscillation - AMO), o

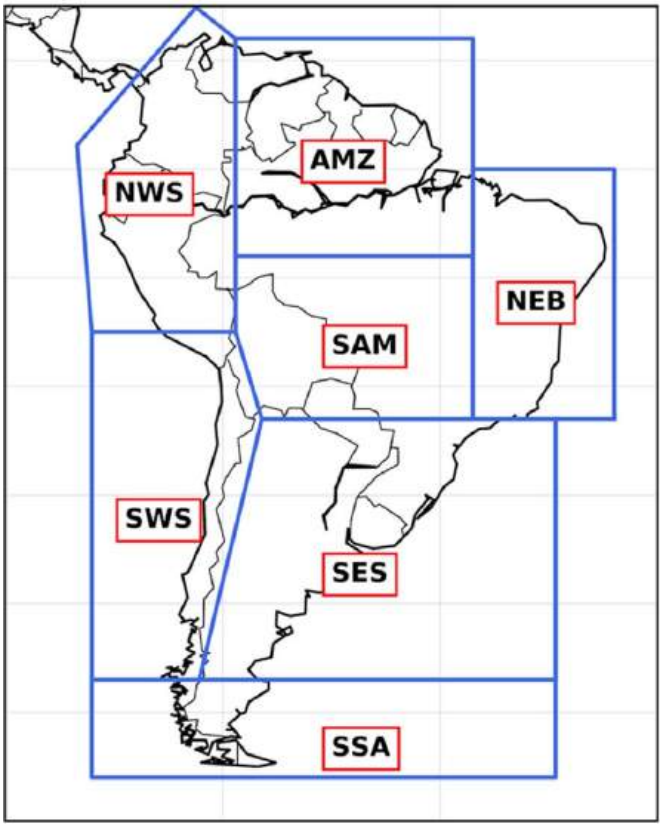
Dipolo do Atlântico, o Modo Anular Sul (em inglês, Southern Annular Mode - SAM), a Oscilação Madden-Julian (em inglês, Madden-Julian Oscillation - MJO) e o Dipolo do Oceano Índico (em inglês, Indian Ocean Dipole - IOD) podem afetar o clima sul-americano em diferentes escalas de tempo (Reboita et al., 2021).

Essa complexidade mostra que a disponibilidade hídrica não deve ser analisada apenas por índices de seca ou por correlações isoladas com um único modo climático. Abordagens que combinam índices não paramétricos e análise multivariada oferecem uma alternativa importante para estudos de disponibilidade hídrica. O SNIPE permite representar condições secas e úmidas sem depender de uma distribuição teórica pré-definida, enquanto a regressão linear múltipla ajuda a avaliar a atuação conjunta de diferentes modos oceano-atmosféricos. Essa combinação é útil na América do Sul porque os sinais do Pacífico e do Atlântico podem atuar ao mesmo tempo, variar entre regiões e dificultar interpretações baseadas apenas em um único índice climático.

2 DADOS

A área de estudo cobre todo o continente sul-americano. A região foi dividida em sete sub-regiões baseadas em características climáticas (Figura 1), conforme as recomendações do Sexto Relatório de Avaliação (em inglês, *Sixth Assessment Report* - AR6) do IPCC (Li *et al.*, 2020), sendo elas:a Amazônia (AMZ), caracterizada pela intensa convecção equatorial e por ser grande fonte de umidade atmosférica; o Nordeste do Brasil (NEB), com forte variabilidade pluviométrica modulada pela ZCIT; o Noroeste da América do Sul (NWS), com grande influência do jato de Chocó e pela topografia andina; a região da Monção da América do Sul (SAM), marcada pelo fluxo de umidade proveniente da Amazônia e pela atuação da ZCAS; o Sudeste da América do Sul (SES), uma área de intensa atividade convectiva alimentada pelo transporte de umidade do JBNAS; o Sul da América do Sul (SSA), com passagens de sistemas frontais e ventos de oeste; e o Sudoeste da América do Sul (SWS), com climas áridos e mediterrâneos moldados pelo ASPS e pelos efeitos da topografia.

Figura 1 - Divisão da área de estudo em sete sub-regiões baseadas em características climáticas, de acordo com o Sexto Relatório de Avaliação do IPCC.



Fonte: Adaptado de Li *et al.* (2020).

Para a execução e avaliação do downscaling e da correção de viés estatístico por QDM, foram utilizadas como referência as estimativas diárias de precipitação do

Multi-Source Weighted-Ensemble Precipitation (MSWEP), versão 3, disponíveis desde 1979 em uma grade espacial de 0,1° × 0,1° e com cobertura de todo o continente sul-americano (Wang et al., 2026). A escolha desse produto fundamenta-se não apenas em sua elevada resolução espacial e extensa cobertura temporal, mas principalmente na integração de fontes de precipitação com características e estruturas de erro complementares.

Os pluviômetros fornecem observações diretas da precipitação na superfície, mas apresentam distribuição espacial irregular, especialmente em áreas remotas e de topografia complexa. Os satélites ampliam a cobertura espacial e permitem acompanhar sistemas convectivos, embora possam apresentar dificuldades na detecção de chuvas quentes, precipitação orográfica e eventos de baixa intensidade. As reanálises, por sua vez, oferecem campos espacial e temporalmente contínuos e fisicamente consistentes, mas permanecem sujeitas aos vieses dos modelos e de suas parametrizações. O MSWEP combina essas informações por meio de técnicas de aprendizado de máquina, utilizando produtos como ERA5, IMERG e GSMaP, e aplica ajustes baseados em observações pluviométricas para aprimorar os totais, a variabilidade e a distribuição temporal da precipitação.

Essa estrutura reduz a dependência das limitações de uma única fonte e favorece uma representação mais equilibrada tanto dos padrões espaciais quanto da variabilidade diária, o que é essencial para a correção de índices de duração, frequência e intensidade da precipitação. Avaliações comparativas com pluviômetros independentes indicam melhor desempenho geral da versão 3 em relação ao ERA5, IMERG, GSMaP, CHIRPS e à versão 2.8 do próprio MSWEP, considerando conjuntamente correlação temporal, viés e variabilidade. Esses resultados sustentam sua utilização como referência neste estudo, embora o produto não seja isento de incertezas, sobretudo em regiões com baixa densidade de estações e relevo acentuado (Beck et al., 2019; Wang et al., 2026).

As modelagens climáticas diárias que passaram pelo processo de ajuste estatístico estão detalhadas no Quadro 1 e foram obtidas da sexta fase do CMIP6 (Eyring *et al.*, 2016), utilizando o membro r1i1p1f1 como padrão, sob os cenários de emissões de gases de efeito estufa moderado, SSP2-4.5, e alto, SSP5-8.5.

O intervalo de 1981 a 1997 dos dados CMIP6 foi utilizado como período de treinamento para o método QDM, enquanto o intervalo de 1998 a 2014 compreende o período histórico submetido à correção. Para o clima futuro foram corrigidos três

intervalos temporais, 2016-2035, 2046-2065 e 2081-2100, todos utilizando o período histórico de 1981-2000 como referência para o ajuste estatístico. O processo *downscaling* empregou aos modelos corrigidos a mesma resolução espacial do MSWEP (0,1°×0,1°).

A partir dos modelos nativos e corrigidos foram gerados os índices de extremos de precipitação: Dias Secos Consecutivos (em inglês, *Consecutive Dry Days* - CDD), Dias Úmidos Consecutivos (em inglês, *Consecutive Wet Days* - CWD), Índice de Intensidade Diária Simples (em inglês, *Simple Daily Intensity Index* - SDII), Precipitação Total em Dias Úmidos (em inglês, *Total Precipitation in Wet Days* - PRCPTOT), Precipitação Máxima em 1 Dia (em inglês, *Maximum 1-Day Precipitation* - RX1day), Precipitação Máxima em 5 Dias Consecutivos (em inglês, *Maximum 5-Day Precipitation* - RX5day), Número de Dias com Precipitação Intensa Acima de 20 mm (em inglês, *Number of Heavy Precipitation Days* ≥ *20 mm* - R20mm) e Precipitação Total Acima do Percentil 95 (em inglês, *Total Precipitation from Days Exceeding the 95th Percentile* - R95pTOT).

Na etapa em que é realizada a avaliação da DHC, a modelagem mensal da precipitação foi extraída diretamente do CMIP6 para o período de 1981 a 2014, mas a Evapotranspiração Potencial (em inglês, *Potential Evapotranspiration* - PET) não é uma variável de saída desse projeto. Para superar este obstáculo, esta pesquisa utilizou a base de dados mensais PET desenvolvida por Bjarke, Barsugli e Livneh (2023), que gera os resultados segundo o método de Priestley-Taylor (Priestley e Taylor, 1972) a partir das variáveis necessárias produzidas por cada modelo CMIP6. Os modelos PET utilizados estão apresentados no Quadro 2.

Como dados de referência para a análise da DHC foram selecionados dois produtos gerados a partir de diferentes metodologias. Um deles é o *Climatic Research Unit Time-Series* (CRU TS) versão 4.0 (Harris *et al.*, 2020), com resolução de 0,5°×0,5°, e o outro é a reanálise ERA5-Land (Copernicus Climate Change Service, 2019), de alta resolução (0,1°×0,1°), ambos obtidos para o período de 1981 a 2014.

O CRU TS é gerado a partir de registros de estações meteorológicas, podendo sofrer com a escassez de dados em regiões remotas. O ERA5-Land fornece dados climáticos de alta resolução ao alimentar um modelo avançado de reanálise com uma variedade de observações que inclui desde satélites até sensores de superfície. A concordância nos resultados gerados a partir dessas duas

fontes garantem que os sinais atmosféricos e as mudanças climáticas identificadas sejam mais confiáveis.

Quadro 1 - Modelos CMIP6 utilizados para a obtenção de dados de precipitação.

Model	Institute / Country	Atmosphere (Degrees / Grid)	Ocean (Degrees)
AWI-ESM-1-REcoM	AWI / Germany	~1.875° x 1.875° (T63)	1° (~100 km) with refinement to ~24 km
CanESM5	CCCma, ECCC / Canada	~2.81° x 2.81° (T63 Linear)	1° with refinement to 1/3° at the Equator
CESM2-WACCM	NCAR / USA	1.25° x 0.94°	1° (~100 km)
CMCC-CM2-SR5	CMCC / Italy	1.25° x 0.94°	1° with refinement to 1/3° at the Equator
CMCC-ESM2	CMCC / Italy	1.25° x 0.9°	1° with refinement to 1/3° at the Equator
EC-Earth3	EC-Earth Consortium / Europe	~0.7° x 0.7° (TL255)	1° (~100 km)
EC-Earth3-CC	EC-Earth Consortium / Europe	~0.7° x 0.7° (TL255)	1° (~100 km)
EC-Earth3-Veg	EC-Earth Consortium / Europe	~0.7° x 0.7° (TL255)	1° (~100 km)
EC-Earth3-Veg-LR	EC-Earth Consortium / Europe	~1.125° x 1.125° (TL159)	1° (~100 km)
FGOALS-g3	CAS / China	~2.25° x 2°	1° with refinement to 0.5° at the Equator
GFDL-CM4	NOAA-GFDL / USA	1.25° x 1°	0.25° (~25 km, High resolution)
GFDL-ESM4	NOAA-GFDL / USA	1.25° x 1°	0.5° (~50 km)
INM-CM4-8	INM-RAS / Russia	2° x 1.5°	1° x 0.5°
INM-CM5-0	INM-RAS / Russia	2° x 1.5°	0.5° x 0.25°
IPSL-CM6A-LR	IPSL / France	2.5° x 1.25°	1° (eORCA1 grid)
KIOST-ESM	KIOST / South Korea	~1.875° x 1.875° (T63)	1° with refinement to 1/3° at the Equator
MIROC6	JAMSTEC, NIES / Japan	~1.4° x 1.4° (T85)	1° (~100 km)
MPI-ESM1-2-HR	MPI-M / Germany	~0.93° x 0.93° (T127)	0.4° (~40 km)
MPI-ESM1-2-LR	MPI-M / Germany	~1.875° x 1.875° (T63)	1.5° (~150 km)
MRI-ESM2-0	MRI / Japan	~1.125° x 1.125° (TL159)	1° x 0.5° with refinement to 0.3°
NESM3	NUIST / China	~1.875° x 1.875° (T63)	1° (~100 km)
NorESM2-LM	NCC / Norway	2.5° x 1.875°	1° (~100 km)
NorESM2-MM	NCC / Norway	1.25° x 0.9°	1° (~100 km)
TaiESM1	AS-RCEC / Taiwan	1.25° x 0.9°	1° (~100 km)

Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Na avaliação da DHC é optado pela não aplicação da correção de viés QDM às modelagens mensais e a justificativa é o tamanho da amostra. A escala mensal possui poucos dados para construir curvas de Função de Distribuição Acumulada (em inglês, *Cumulative Distribution Function* - CDF) confiáveis, aplicar essa correção geraria distorções artificiais nos resultados, criando falsos extremos climáticos nos

resultados. Além disso, como o objetivo nesta etapa é analisar a média climatológica e não picos extremos, os erros dos modelos já são satisfatoriamente compensados durante a geração de conjuntos multi-modelos.

Quadro 2 - Modelos CMIP6 utilizados para a obtenção de dados de evapotranspiração potencial.

Model	Institute / Country	Atmosphere (Degrees / Grid)	Ocean (Degrees)
ACCESS-CM2	CSIRO-ARCCSS / Australia	1.875° x 1.25° (N96 / ~135 km)	1° (~100 km)
ACCESS-ESM1-5	CSIRO / Australia	1.875° x 1.25° (N96 / ~135 km)	1° (~100 km)
CESM2	NCAR / USA	1.25° x 0.9° (~100 km)	1.125° (~100 km)
CMCC-CM2-SR5	CMCC / Italy	1.25° x 0.9° (~100 km)	1° with refinement to 1/3° at the Equator
CMCC-ESM2	CMCC / Italy	1.25° x 0.9° (~100 km)	1° with refinement to 1/3° at the Equator
EC-Earth3	EC-Earth Consortium / Europe	~0.7° x 0.7° (TL255 / ~80 km)	1° (~100 km)
GFDL-ESM4	NOAA-GFDL / USA	1.25° x 1° (~100 km)	0.5° (~50 km)
HadGEM3-GC31-LL	Met Office / UK	1.875° x 1.25° (N96 / ~135 km)	1° (~100 km)
INM-CM4-8	INM-RAS / Russia	2° x 1.5° (~200 km)	1° x 0.5° (~100 km)
INM-CM5-0	INM-RAS / Russia	2° x 1.5° (~200 km)	0.5° x 0.25° (~50 km)
IPSL-CM6A-LR	IPSL / France	2.5° x 1.25° (~250 km)	1° (eORCA1 Grid / ~100 km)
MIROC6	JAMSTEC, NIES / Japan	~1.4° x 1.4° (T85 / ~140 km)	1° (~100 km)
MPI-ESM1-2-HR	MPI-M / Germany	~0.93° x 0.93° (T127 / ~100 km)	0.4° (~40 km)
MPI-ESM1-2-LR	MPI-M / Germany	~1.875° x 1.875° (T63 / ~200 km)	1.5° (~150 km)
MRI-ESM2-0	MRI / Japan	~1.125° x 1.125° (TL159 / ~100 km)	1° x 0.5° with refinement to 0.3° at the Equator
UKESM1-0-LL	Met Office / UK	1.875° x 1.25° (N96 / ~135 km)	1° (~100 km)

Fonte: elaborado pelo autor (2026).

A etapa de regressão linear múltipla, que investiga as causas dos padrões de secas e excessos de precipitação, foram obtidas séries históricas mensais de sete índices de modos de variabilidade atmosférica. A influência do ENOS é representada pelo Índice Oceânico Niño (em inglês, *Oceanic Niño Index* - ONI) (Glantz e Ramirez, 2020), que representa o processo de aquecimento ou resfriamento da Temperatura da Superfície do Mar (TSM) do Pacífico Equatorial em ciclos de 2 a 7 anos.

Outras oscilações da TSM do Pacífico são representadas pelo Índice Tripolo para a Oscilação Interdecadal do Pacífico (em inglês, *Tripole Index for the Interdecadal Pacific Oscillation* - TPI-IPO) (Henley *et al.*, 2015) e pela Oscilação Decadal do Pacífico (em inglês, *Pacific Decadal Oscillation* - PDO) (Mantua *et al.*, 1997; Mantua e Hare, 2002), que capturam variações com duração de duas a três décadas.

As influências tropicais decadais da TSM do oceano Atlântico na atmosfera são representadas pelo Índice do Atlântico Norte Tropical (em inglês, *Tropical Northern Atlantic Index* - TNA) e Índice do Atlântico Sul Tropical (em inglês, *Tropical Southern Atlantic Index* - TSA) (Enfield *et al.*, 1999), com ciclos de aproximadamente 10 a 13 anos, enquanto as oscilações de 60 a 80 anos na TSM do Atlântico Norte são medidas pela Oscilação Multidecadal do Atlântico (em inglês, *Atlantic Multidecadal Oscillation* - AMO) (Dima e Lohmann, 2007; Enfield, Mestas-Nuñes e Trimble, 2001).

O Modo Anular Sul (em inglês, *Southern Annular Mode* - SAM) (Marshall, 2003; Thompson e Wallace, 2000) traz variações da dinâmica atmosférica de altas latitudes, com mudanças na força e na posição dos ventos de oeste e do jato polar, elementos que controlam diretamente a entrada de sistemas frontais na América do Sul.

3 MÉTODOS

A seguir são apresentadas as metodologias aplicadas ao estudo. Inicialmente, são abordados o *downscaling* e correção de viés dos modelos climáticos CMIP6 através da técnica QDM (subseção 3.1), e a extração dos índices de extremos de precipitação (subseção 3.2). Na sequência, são detalhadas as métricas de avaliação espaço-temporal dos modelos originais e corrigidos (subseções 3.3 e 3.4), etapa fundamental para basear a criação dos *ensembles* (subseção 3.5) e a análise probabilística das projeções (subseção 3.6). Em seguida, são apresentados os métodos para identificar tendências de longo prazo na DHC (subseção 3.7), caracterizar a incidência de secas com o índice não-paramétrico SNIPE (subseções 3.8 e 3.9) e avaliar como os sinais atmosféricos modulam o clima do continente (subseção 3.10).

3.1 Correção de Viés e *Downscaling* Estatístico por Mapeamento Quantílico Delta (QDM)

A correção de viés e o *downscaling* estatístico são etapas fundamentais no pós-processamento de saídas de modelos climáticos globais, pois suas séries temporais simuladas frequentemente apresentam resolução espacial grosseira e vieses crônicos em relação aos dados observacionais.

Para mitigar essas limitações esta pesquisa adota a técnica QDM, desenvolvida por Cannon, Sobie e Murdock (2015). O QDM é estruturado para preservar explicitamente as mudanças relativas em todos os quantis da distribuição da precipitação simulados pelos modelos nas projeções futuras, enquanto corrige os vieses sistemáticos em relação à climatologia observada.

O ajuste QDM é executado em duas etapas principais. Na primeira, as projeções futuras do modelo são extraídas e corrigidas em relação às observações através de mapeamento de quantis e, em seguida, as mudanças relativas projetadas pelo próprio modelo nos quantis correspondentes são sobrepostas aos valores corrigidos.

Matematicamente, dado um valor $x_{m,p}(t)$ projetado pelo modelo climático em um tempo futuro t, o primeiro passo é calcular a probabilidade de não-excedência τ, ou seja, o quantil, correspondente a esse valor específico. Para isso, o valor é posicionado dentro da CDF de sua janela temporal futura:

$$\tau_{m,p}(t) = F_{m,p}^{(t)}\left[x_{m,p}(t)\right] \quad (1)$$

Onde $\tau_{m,p}(t) \in [0, 1]$ e $F_{m,p}^{(t)}$ é a CDF empírica dependente do tempo calculada para o modelo projetado.

A mudança climática relativa (Δ) projetada pelo modelo no quantil $\tau_{m,p}(t)$, medida entre o período histórico de controle e a projeção futura t, é definida como a razão entre o valor projetado e o quantil correspondente no período histórico:

$$\Delta_m(t) = \frac{F_{m,p}^{(t)-1}\left[\tau_{m,p}(t)\right]}{F_{m,h}^{-1}\left[\tau_{m,p}(t)\right]} = \frac{x_{m,p}(t)}{F_{m,h}^{-1}\left[\tau_{m,p}(t)\right]} \quad (2)$$

Onde $F_{m,h}^{-1}$ representa a função quantil (inversa da CDF) do modelo calculada no período histórico.

O quantil equivalente ao tempo t é então ajustado para corrigir o viés histórico. Isso é feito aplicando a probabilidade $\tau_{m,p}(t)$ na função inversa da CDF calculada a partir dos dados observados no período histórico ($F_{o,h}^{-1}$):

$$\hat{x}_{o:m,h:p}(t) = F_{o,h}^{-1}\left[\tau_{m,p}(t)\right] \quad (3)$$

Por fim, o valor final corrigido projetado para o tempo t, denotado por $\hat{x}_{m,p}(t)$, é obtido através da restauração do sinal de mudança climática. Devido à natureza da precipitação como uma variável de razão, que possui um limite inferior absoluto em zero, a extração e a reintrodução das tendências climáticas projetadas devem ser modeladas através de um ajuste de natureza multiplicativa. Sendo assim, o ajuste é feito aplicando o delta relativo $\Delta_m(t)$ ao valor corrigido com base nas observações:

$$\hat{x}_{m,p}(t) = \hat{x}_{o:m,h:p}(t)\Delta_m(t) \quad (4)$$

Para assegurar alta fidelidade no mapeamento das caudas da distribuição estatística, fator crítico na avaliação de eventos extremos, a CDF foi dividida em 100 quantis, permitindo um ajuste preciso. Para calibrar as correções mensalmente, foi adotado um agrupamento (denominado em inglês *pooling*) temporal em blocos de três meses, ou seja, para calcular a correção de um mês específico, foram agrupados os dados dos meses imediatamente vizinhos, anterior e posterior. Esse agrupamento aumenta consideravelmente a quantidade de dados da amostra, tornando a estatística mais confiável e garantindo que a transição entre os meses ocorra sem mudanças abruptas.

3.2 Índices de Extremos de Precipitação

Para quantificar as mudanças dos eventos pluviométricos na América do Sul, foi adotado um conjunto de oito índices de extremos de precipitação recomendados pelo Grupo de Especialistas em Detecção e Índices de Mudanças Climáticas (em inglês, *Expert Team on Climate Change Detection and Indices* - ETCCDI) (Zhang *et al.*, 2011), calculados para cada trimestre. Para todos os índices, é definido estatisticamente um dia úmido como aquele em que a precipitação acumulada é igual ou superior a 1 mm.

Os índices selecionados avaliam o regime de precipitação sob quatro aspectos físicos: volume, intensidade, frequência e duração. Quanto aos índices de volume, são gerados o PRCPTOT e R95pTOT. O volume pluviométrico absoluto é quantificado pelo PRCPTOT, que soma a precipitação total do trimestre proveniente exclusivamente dos dias úmidos.

O outro índice de volume, R95pTOT, representa a parcela mais intensa da cauda da distribuição de precipitação. Este índice percentil mede o volume total de precipitação proveniente dos dias em que a chuva diária excede o 95º percentil histórico, valor calculado utilizando apenas com os valores dos dias úmidos do período climatológico de referência. A principal justificativa para a utilização de um limiar relativo é o fato de que o percentil assegura que o índice extraia a mesma proporção matemática de extremos na distribuição de probabilidade de cada local, tornando a métrica válida e comparável para as diversas regiões.

Os índices de intensidade avaliados são SDII, RX1day e RX5day. A intensidade média da precipitação é avaliada pelo SDII, definido pela razão entre a precipitação total do trimestre e o número de dias úmidos registrados no mesmo período. Para avaliar os picos de acúmulo de precipitação são calculados os índices RX1day e RX5day, que capturam os valores máximos de precipitação ocorridos em um único dia e acumulados ao longo de cinco dias consecutivos, respectivamente.

A frequência de precipitações intensas é monitorada através do índice R20mm, um contador de dias em que a precipitação excede o limiar de 20 mm. Em termos de duração temporal, o estudo utiliza os índices CDD e CWD. O CDD registra o número máximo de dias consecutivos com precipitação inferior a 1 mm, servindo como uma métrica para o risco de secas severas, enquanto o CWD registra o número máximo de dias úmidos consecutivos.

3.3 Avaliação Espacial dos Modelos Nativos e com Correção de Viés

A avaliação da habilidade dos modelos climáticos em reproduzir os padrões dos campos médios espaciais dos índices de extremos de precipitação baseia-se na análise do viés, do Erro Absoluto Médio (em inglês, *Mean Absolute Error* - MAE) e na separação entre sinal climático e ruído.

O viés é obtido pela diferença, ponto a ponto, entre o campo médio modelado e o campo médio das observações de referência. O MAE é utilizado para quantificar a magnitude média dos erros absolutos, uma medida da precisão do modelo que não é afetada pela compensação entre erros positivos e negativos. Sua formulação matemática é dada por:

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\left|f_n - r_n\right| \tag{5}$$

Nesta expressão, f_n representa o valor simulado pelo modelo, r_n denota o valor observado no ponto de grade correspondente e N indica o número total de pontos de grade analisados.

Para assegurar que as anomalias espaciais identificadas representam uma mudança válida, e não apenas uma flutuação aleatória da variabilidade, é extraída a série temporal completa de cada ponto da grade, tanto do modelo quanto da observação correspondente, e essas duas séries temporais são submetidas ao teste estatístico não-paramétrico U de Mann-Whitney (Mann e Whitney, 1947), que avalia se a diferença entre as séries é estatisticamente significativa. O método verifica se as duas amostras independentes provêm de uma mesma população contínua por meio da soma dos postos dos valores ordenados conjuntamente, identificando se os dados modelados são sistematicamente maiores ou menores que as observações.

Matematicamente, as estatísticas do teste U para as duas amostras são definidas pelas seguintes expressões:

$$U_1 = n_1 n_2 + \frac{n_1(n_1+1)}{2} - R_1 \tag{6}$$

e

$$U_2 = n_1 n_2 + \frac{n_2(n_2+1)}{2} - R_2 \tag{7}$$

Nestas equações, n_1 e n_2 correspondem ao tamanho das amostras temporais pareadas geograficamente, enquanto R_1 e R_2 denotam as somas dos postos das

respectivas séries temporais. O menor dos valores numéricos calculados (*U*) é então utilizado para determinar se a hipótese nula deve ser rejeitada.

A dimensão geográfica dessa filtragem estatística é representada visualmente na geração de mapas espaciais de viés, nos quais aplica-se uma camada de pontos escuros sobre as regiões com concordância significativa. Estes marcadores visuais são impressos apenas sobre as coordenadas onde a prova estatística do teste de Mann-Whitney excede o valor limite estipulado. Neste estudo foi adotado um nível de confiança de 95% (α = 0,05).

Para quantificar a habilidade dos modelos em reproduzir os campos médios espaciais dos índices de extremos de precipitação foi empregado o Diagrama de Taylor (Taylor, 2001), uma ferramenta importante por permitir sintetizar o grau de concordância entre os diversos campos simulados e as observações de referência em um único espaço bidimensional. A utilidade geométrica e estatística do diagrama baseia-se na relação matemática direta entre três métricas distintas, equivalente à Lei dos Cossenos:

$$E'^2 = \sigma_f^2 + \sigma_r^2 - 2\sigma_f\sigma_r R \tag{8}$$

Onde *R* representa o Coeficiente de Correlação (CC) entre o modelo e a observação, σ_f e σ_r são os desvios padrão do campo simulado e observado, respectivamente, e *E'* é a Raiz do Erro Quadrático Médio Centralizado (em inglês, *Centered Root Mean Squared Error* - CRMSE). O uso da métrica centralizada garante que a avaliação isole a precisão do modelo em reproduzir o padrão espacial da variabilidade, desconsiderando o viés médio total do campo.

Para o cálculo dessas métricas no contexto espacial, as matrizes bidimensionais dos dados modelados e observados são organizadas de modo que cada elemento da série analisada represente exatamente a mesma coordenada geográfica em ambos os conjuntos. Assim, a comparação ocorre pareando os valores espaciais ponto a ponto ao longo de toda a grade.

Na modelagem atmosférica, os três componentes do Diagrama de Taylor atuam de forma complementar no diagnóstico do campo simulado. O coeficiente de correlação mede a concordância do padrão espacial entre os dados pareados geograficamente, revelando se a simulação é capaz de posicionar corretamente as anomalias, os núcleos convectivos e os gradientes ao longo da grade.

O desvio padrão espacial funciona como um avaliador da amplitude e da intensidade da variabilidade modelada na região, pois quando esse valor é subestimado temos uma simulação muito suavizada no espaço, enquanto uma superestimativa sugere que o modelo exagera a força dos gradientes espaciais.

Por fim, o CRMSE representa a distância estatística entre o campo simulado e a referência em termos de variabilidade. Ao remover o viés médio da grade inteira, a métrica expõe a magnitude dos erros locais de distribuição e intensidade do padrão espacial.

Para viabilizar a análise de múltiplos índices extremos que possuem unidades e ordens de grandeza distintas, é aplicada a versão normalizada do diagrama, onde a observação assume uma posição fixa no eixo das abscissas, com desvio padrão normalizado e correlação iguais a 1,0.

Para ir além da investigação puramente visual e estabelecer um ranqueamento quantitativo do desempenho de cada modelo, a avaliação espacial derivada do Diagrama de Taylor é consolidada em um Índice de Classificação Abrangente (em inglês, *Comprehensive Model Rank* - MR), seguindo a abordagem estatística de Jiang *et al.* (2015) e Lei *et al.* (2023). O cálculo deste índice utiliza o ranqueamento numérico das três métricas extraídas do diagrama para cada modelo, sendo definido pela seguinte expressão:

$$MR = 1 - \frac{1}{nm} \sum_{i=1}^{n} RANK_i(m) \tag{9}$$

Onde *n* representa o número de métricas avaliadas, *m* indica o número total de modelos climáticos envolvidos e $RANK_i$ é a posição de classificação individual do modelo para a métrica *i*.

O valor numérico de *MR* atua como uma nota de desempenho geral do modelo, quanto mais próximo de 1, maior é a fidelidade matemática do modelo em representar os padrões espaciais da grade dos dados observados. Este índice fornece uma base estatisticamente robusta para o ponderação da contribuição dos diversos modelos na construção de agregações otimizadas para as regiões de estudo.

3.4 Avaliação Temporal dos Modelos Nativos e com Correção de Viés

A avaliação das simulações em reproduzir a variação interanual é conduzida com foco na sincronia de fase, na magnitude da mudança climática de longo prazo e na amplitude da variabilidade. Para quantificar a sincronia de fase, ou seja, a habilidade do modelo em capturar ao longo do tempo a ocorrência de anos com seca ou precipitação atípica, é empregado o coeficiente de correlação de Pearson (*r*) entre as séries interanuais simuladas e observadas. Matematicamente, a correlação temporal é expressa por:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{N}\left(f_i-\bar{f}\right)\left(r_i-\bar{r}\right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N}\left(f_i-\bar{f}\right)^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{N}\left(r_i-\bar{r}\right)^2}} \quad (10)$$

Onde f_i e r_i são os valores do modelo e da observação no tempo *i*, $\bar{f}$ e $\bar{r}$ são as respectivas médias climatológicas da série, e *N* é o comprimento total da série histórica avaliada.

A avaliação das mudanças de longo prazo é realizada através da análise de tendência. A magnitude e a direção das séries dos dados observados de referência e das simulações são extraídas através da regressão linear pelo método dos Mínimos Quadrados Ordinários (em inglês, *Ordinary Least Squares* - OLS). A inclinação da reta de regressão (β), que reflete a intensidade da mudança, é calculada pela seguinte equação:

$$\beta = \frac{\sum_{i=1}^{N}\left(t_i-\bar{t}\right)\left(Y_i-\bar{Y}\right)}{\sum_{i=1}^{N}\left(t_i-\bar{t}\right)^2} \quad (11)$$

Em que t_i representa a variável temporal independente, $\bar{t}$ é o ponto médio do período analisado, e Y_i corresponde ao valor do índice climático, e $\overline{Y}$ é a média climatológica do índice na série.

As significâncias estatísticas das tendências são atestadas neste estudo para níveis de confiança $p<0,05$ e $p<0,01$, uma referência para diferenciar o que são alterações de longo prazo e o que são flutuações naturais.

Para classificar o desempenho das simulações em seguir as trajetórias de tendência de referência calcula-se o erro absoluto de tendência, definido como a diferença absoluta entre a taxa observada na base de referência (β_r) e a taxa de variação histórica simulada pelo modelo (β_f). Modelos que apresentam os menores

valores de erro absoluto de tendência possuem trajetórias climáticas mais próximas à realidade observacional.

Por fim, a capacidade em simular a amplitude da variabilidade interanual ao longo dessa trajetória é mensurada pela Pontuação de Habilidade de Variabilidade Interanual (em inglês, *Interannual Variability Skill Score* - IVS) (Chen, Jiang e Li, 2011; Lei *et al.*, 2023). Esta métrica penaliza simetricamente os erros proporcionais, ou seja, tanto as superestimativas quanto as subestimativas do desvio padrão temporal geram pesos idênticos de penalidade, indicando se a simulação reproduz a magnitude correta da variabilidade climática natural:

$$IVS = \left(\frac{STD_m}{STD_o} - \frac{STD_o}{STD_m} \right)^2 \quad (12)$$

Onde STD_m e STD_o representam os desvios padrão interanuais modelados e observados, respectivamente.

As métricas de erro extraídas das dimensões espaciais e temporais são integradas como critérios da avaliação espaço-temporal, garantindo a identificação de simulações que entregam alta fidelidade na distribuição espacial das anomalias e da variabilidade interanual.

3.5 Geração das Agregações Multi-Modelos (Ensembles)

Após a avaliação do desempenho individual das simulações são gerados os *ensembles*. É importante ressaltar que todos os passos descritos a seguir utilizam como entrada os dados previamente corrigidos pela técnica QDM. A premissa desta abordagem é que a combinação de diversas simulações pode reduzir as incertezas de cada modelo individual, resultando em projeções mais confiáveis. Para explorar as diferentes formas de agregação, são aplicados quatro métodos de composição de *ensembles*, dois baseados em esquemas não ponderados, os quais atribuem pesos iguais para cada modelo, e dois baseados em esquemas de ponderação.

Os métodos não ponderados partem do pressuposto de que não há informações prévias suficientes para privilegiar um modelo em vez de outro. O Conjunto Multi-Modelos por Média Aritmética (em inglês, *Arithmetic Mean Multi-Model Ensemble* - AMME) é o método mais simples, no qual todos os modelos recebem o mesmo peso. Matematicamente, para um conjunto de *m* modelos avaliados, o peso individual *w* é definido por:

$$w_1 = w_2 = \cdots = w_m = 1 \quad (13)$$

O Conjunto Multi-Modelos por Mediana (em inglês, *Median Multi-Model Ensemble* - MME) organiza, para cada ponto de grade e passo de tempo, os valores simulados por todos os modelos em ordem crescente, extraindo apenas o valor central da distribuição.

A principal vantagem física do MME em relação ao AMME é a sua robustez contra grandes anomalias, conhecidas como *outliers*, impedindo que um único modelo com um erro de magnitude irreal distorça o sinal do conjunto. Embora amplamente utilizados, os esquemas não ponderados ignoram o fato de que diferentes modelos possuem níveis variados de capacidade em capturar a variabilidade climática.

O Conjunto Multi-Modelos Baseado em Desempenho (em inglês, *Performance-based Multi-Model Ensemble* - MM-PERF) utiliza um esquema de pesos, onde a contribuição de cada modelo é diretamente proporcional ao seu desempenho histórico (Balhane *et al.*, 2022; Cardoso *et al.*, 2019). Para garantir uma avaliação bem fundamentada, a construção deste *ensemble* pondera simultaneamente diferentes aspectos do desempenho dos modelos. O cálculo dos pesos individuais utiliza quatro métricas de desempenho: coeficiente de correlação, raiz do erro quadrático médio, viés relativo e desvio padrão.

Esse método classifica cada modelo ajustando as métricas de modo que os melhores desempenhos recebam a maior pontuação. Após esse cálculo, os ranqueamentos são normalizados para que sua soma seja igual a 1. O peso final W_i de um modelo *i* na construção da grade do *ensemble* é obtido calculando a média das quatro métricas normalizadas, sendo expresso pela relação de proporcionalidade geral:

$$W_i = \frac{w_{(i)}}{\sum_{j=1}^{m} w_{(j)}} \quad (14)$$

Apesar do ganho analítico em relação aos métodos não ponderados, as metodologias que consideram apenas o desempenho individual ainda apresentam a limitação de não verificar a dependência entre modelos, pois estes frequentemente compartilham parametrizações físicas e códigos que resultam em erros correlacionados e uma falsa confiança estatística quando agrupados. Para superar essa limitação, emprega-se o método do Conjunto Multi-Modelos Baseado na Média

Ponderada por Independência (em inglês, *Independence Weighted Mean* - IWM) (Bishop e Abramowitz, 2013; Bai *et al.*, 2021).

A premissa do IWM é obter uma combinação dos modelos que reduza o erro em relação à observação de referência sem considerar todos os membros como fontes independentes de informação. O método também realiza uma média ponderada e, portanto, não elimina completamente a suavização dos campos. Sua diferença está no uso conjunto da magnitude e da covariância dos erros. Quando dois ou mais modelos apresentam desvios semelhantes no espaço e no tempo, sua contribuição coletiva é reduzida, impedindo que um mesmo padrão de erro seja contabilizado repetidamente. Essa característica diferencia o IWM tanto dos métodos não ponderados, que não consideram a qualidade individual dos membros, quanto do MM-PERF, que avalia o desempenho de cada modelo sem penalizar diretamente os erros compartilhados entre eles. Assim, modelos que acrescentam informações complementares à combinação tendem a exercer maior influência na agregação, reduzindo a atenuação indiscriminada de máximos e gradientes provocada pela sobreposição de sistemas de precipitação posicionados em locais diferentes.

Para obter os pesos do IWM, define-se a série combinada do conjunto u_e^j no tempo *j* como a combinação linear $w^T x^j$, onde *w* representa os coeficientes de peso a serem encontrados. O método exige que a soma de todos os pesos seja igual a 1. Para garantir isso durante a otimização, é introduzido um multiplicador de Lagrange (λ) na função de minimização, expressa por:

$$F(w,\lambda) = \frac{1}{2}\left[\frac{1}{J-1}\sum_{j=1}^{J}\left(\mu_e^j - y^j\right)^2\right] - \lambda\left(\left(\sum_{k=1}^{K} w_k\right) - 1\right) \tag{15}$$

A solução analítica que extrai a matriz de pesos *w* a partir da equação de minimização é definida por:

$$w = \frac{A^{-1}1}{1^T A^{-1} 1} \tag{16}$$

Nesta formulação matricial, 1^T é um vetor transposto de valores unitários correspondente ao número de modelos avaliados. O termo central *A* atua como a matriz-chave da técnica de independência, ele é o estimador amostral de covariância dos erros, previamente corrigidos de viés linear, entre todos os pares de

membros que compõem o conjunto multi-modelos. A matriz de covariância é gerada pela equação:

$$A = \frac{\sum_{j=1}^{J} \left(x^j - y^j\right)\left(x^i - y^j\right)^T}{J-1} \quad (17)$$

Onde *x* e *y* representam as séries dos modelos e da observação emparelhadas, respectivamente.

Após a geração das grades AMME, MME, MM-PERF e IWM, os *ensembles* são submetidos aos mesmos testes espaciais e temporais aplicados previamente aos modelos individuais.

3.6 Análise Probabilística de Projeções Futuras e Razão Sinal-Ruído

Para avaliar as mudanças climáticas projetadas, foi adotada uma abordagem probabilística. Em vez de utilizar apenas a média de todos os modelos, é avaliada a concordância entre eles, definindo a probabilidade de um índice extremo ultrapassar determinado valor a partir da proporção de modelos do conjunto que projetam essa mesma alteração. É importante destacar que, neste estudo, essas métricas probabilísticas são calculadas usando apenas os dados corrigidos pelo QDM.

Para a construção dessas projeções, cada modelo do conjunto recebe um peso estatístico (W_i). Esse valor é calculado através da normalização das suas respectivas métricas combinadas de desempenho, obtidas nos subitens 3.3 e 3.4, pela soma dos desempenhos de todos os modelos avaliados (Chen, Jiang e Li, 2011; Li *et al.*, 2016). Matematicamente, este peso é definido pela equação:

$$W_i = \frac{R_i}{\sum_{i=1}^{N} R_i} \quad (18)$$

Embora W_i seja mantido nas equações para simplificar a notação, esse peso é recalculado para cada combinação de sub-região, índice e estação. Assim, um mesmo modelo pode ter contribuições diferentes em regiões vizinhas. Nos mapas continentais, os campos calculados em cada sub-região são reunidos após a ponderação. Por isso, pequenas descontinuidades podem aparecer onde os limites das sub-regiões se encontram, pois nesses pontos ocorre a mudança do conjunto de pesos aplicado aos modelos. Essas transições são uma consequência do cálculo regional e não representam uma ruptura física do sinal climático projetado.

Em vez de analisar se um campo médio ultrapassa um limiar, calcula-se a probabilidade empírica de que a mudança em um índice extremo de precipitação (*Δpr*) exceda um determinado limiar de impacto preestabelecido (Δpr_{th}) avaliando o comportamento individual de cada modelo. Essa probabilidade é obtida somando os pesos apenas dos modelos individuais nos quais as simulações projetam uma mudança superior ao limiar estipulado, sendo expressa por:

$$P^{\Delta pr > \Delta pr_{th}} = \sum W_i \quad para\ \Delta pr_i > \Delta pr_{th} \tag{19}$$

A robustez geral das projeções é avaliada pela Razão Sinal-Ruído (em inglês, *Signal-to-Noise Ratio* - SNR) extraída da dispersão dos modelos (Tian, Guo e Dong, 2015; Zhou e Yu, 2006). O sinal da mudança climática é definido como a mudança média ponderada esperada, enquanto o ruído é caracterizado pela variância das simulações dos modelos individuais (Δp_i) ao redor desta média. A formulação matemática para o cálculo do SNR ponderado é dada por:

$$SNR_{weighted} = \frac{\sum_{i=1}^{m} w_i \Delta p_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{m} w_i \left(\Delta p_i - \sum_{i=1}^{m} w_i \Delta p_i \right)^2}} \tag{20}$$

Nesta expressão, Δp_i denota a alteração climática simulada individualmente pelo modelo *i*, w_i representa o seu peso estatístico específico, e *m* indica o número total de modelos avaliados.

Uma projeção é considerada confiável se o valor numérico calculado para o SNR for superior a 1. Considerando a premissa de que a distribuição da dispersão dos modelos individuais segue um comportamento gaussiano, um SNR maior que 1 implica que a probabilidade de o sinal de mudança ser robusto e distinguível do ruído intermodelos é superior a 68%. Quanto maior for o valor alcançado pelo SNR maior será o nível de confiança na direção e intensidade da mudança climática extrema projetada pela distribuição dos modelos.

3.7 Detecção de Tendências na DHC e Teste Z Modificado

Uma compreensão completa da vulnerabilidade regional requer a análise da oferta e da demanda atmosférica de umidade. Portanto, a partir desta subseção a variável central de análise passa a ser a DHC, definida como a diferença entre a precipitação e a evapotranspiração potencial.

Para avaliar as mudanças de longo prazo na intensidade e na variabilidade das séries de DHC, a tendência linear é quantificada utilizando a inclinação do estimador não-paramétrico de Theil-Sen (Sen, 1968; Theil, 1950). Este método obtém a magnitude da mudança estimando a mediana de todas as inclinações possíveis entre pares de pontos na série temporal. Matematicamente, a inclinação *β* para uma série *Y* ao longo do tempo *X* é definida por:

$$\beta = Mediana\left(\frac{Y_j - Y_i}{X_j - X_i}\right) \tag{21}$$

Para a qual $1 \leq i \leq j \leq n$, Y_j e Y_i representam os valores da variável nos tempos X_j e X_i, respectivamente, e *n* é o número total de observações.

A significância estatística dessas tendências é avaliada por meio da estatística Z de Onyutha (Onyutha, 2017; 2021). Diferente do comumente aplicado teste de Mann-Kendall, o Teste Z de Onyutha é uma estatística gráfica-analítica baseada puramente em contagens de excedência e não-excedência. Essa formulação o torna robusto contra a não-normalidade dos dados, imune à *outliers*, como extremos de precipitação irrealistas, e rigoroso no tratamento de empates, como meses consecutivos sem precipitação.

O método de Onyutha primeiro reescalona uma série temporal *Y* em uma nova série de postos $d_{y,i}$, definida pela diferença entre as contagens empíricas:

$$d_{y,i} = n - w_{y,i} - 2t_{y,i} \quad para\ 1 \leq i \leq n \tag{22}$$

Onde $t_{y,i}$ denota o número de elementos na série *Y* que são estritamente menores que a observação y_i, e $w_{y,i}$ representa o número de vezes que o exato valor y_i se repete na série, os empates. Em seguida, calcula-se a soma cumulativa padronizada, onde a variável de teste *T* é obtida por:

$$T = \sum_{j=1}^{n} \sum_{i=1}^{j} e_{y,i} \tag{23}$$

Sendo $e_{y,i}$ o termo reescalonado e padronizado:

$$e_{y,i} = d_{y,i}\left(\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n} d_{y,i}^2\right)^{\frac{-1}{2}} \quad para\ 1 \leq i \leq n \tag{24}$$

Conforme demonstrado por Onyutha (2021), como a soma cumulativa é derivada da variância de variáveis uniformemente distribuídas, ou seja, baseadas nos postos, a variância exata da estatística *T* para a série amostral é dada por:

$$V(T) = \frac{n(n^2-1)}{12} \quad (25)$$

Finalmente, a série climatológica frequentemente apresenta memória temporal, a autocorrelação, onde eventos úmidos ou secos tendem a se agrupar, violando a premissa de independência de dados assumida por testes clássicos. Para evitar erros estatísticos do Tipo I, a falsa detecção de uma tendência climática que, na verdade, é apenas persistência natural, o escore padronizado *Z* incorpora um fator de correção de variância *λ*. O escore final, distribuído normalmente com média zero e variância unitária, é calculado como:

$$Z = \frac{T}{\lambda\sqrt{V(T)}} \quad (26)$$

Neste teste, a hipótese nula (H_0) de ausência de tendência é rejeitada quando $|Z| > 1{,}96$, o que corresponde a um nível de significância estatística de 5% ($\alpha = 0{,}05$). Além disso, a abordagem cumulativa desta formulação viabiliza a representação gráfica da série *T*, essa visualização facilita a identificação de reversões de tendência e de transições entre períodos secos e úmidos ocultas nas oscilações de baixa frequência da América do Sul.

3.8 Caracterização e Incidência de Secas

A DHC fornece uma medida direta do balanço entre a precipitação e a demanda evaporativa da atmosfera, constituindo uma métrica ideal para a identificação de períodos de déficit hídrico. Para quantificar a frequência e a extensão espacial desses déficits ao longo do continente sul-americano, é calculada a Incidência de Secas (*I*), definida neste estudo como a porcentagem de meses em que a DHC, medida em milímetros, de um determinado ponto de grade atinge valores inferiores a um limiar crítico preestabelecido (Onyutha, 2017).

Matematicamente, para um período de análise composto por *N* meses no total, e possuindo N_{seca} meses onde a condição de déficit $DHC < limiar$ é satisfeita, a incidência de secas é expressa por:

$$I = \frac{N_{seca}}{N} \times 100\% \quad (27)$$

Para capturar diferentes níveis de severidade do déficit hídrico, foram adotados quatro limiares distintos de análise: -1, -5, -25 e -50 mm. A seleção destes limiares específicos segue a abordagem adotada por Onyutha (2021), os quais

permitem quantificar desde déficits brandos (-1 mm) até cenários de redução hídrica severa (-50 mm).

A partir das porcentagens de incidência geradas, as condições climatológicas locais são categorizadas em sete classes de severidade, sendo elas: condições extremamente úmidas (0% a 10%), severamente úmidas (10% a 20%), moderadamente úmidas (20% a 45%), condições próximas à normalidade (45% a 55%), moderadamente secas (55% a 70%), severamente secas (70% a 90%) e, por fim, condições extremamente secas (90% a 100%).

3.9 Índice Não-Paramétrico Padronizado de Precipitação e Evapotranspiração (SNIPE)

Este estudo emprega o SNIPE, proposto por Onyutha (2017), como um índice representante da DHC. O método avalia o balanço hídrico com base na soma cumulativa de contagens de excedência e não-excedência, eliminando a necessidade de suposições distributivas prévias, corrigindo a assimetria e garantindo que o índice resultante possua limites matemáticos bem definidos. A construção do SNIPE é realizada por meio de duas etapas, a agregação temporal adaptativa e padronização não-paramétrica.

Na primeira etapa, referente à agregação temporal adaptativa, é aplicada uma janela móvel com o objetivo de reduzir o ruído de curto prazo e evidenciar a duração de eventos secos e úmidos, não descartando dados das extremidades da série. Neste procedimento, para cada série *x* agregada sobre uma escala de *H* meses, a série resultante a_k é calculada como a média dos valores dentro da k-ésima fatia de tempo:

$$a_k = \frac{1}{b_k} \sum_{i=g}^{f} x_i \quad para\ 1 \leq k \leq n\ e\ g \leq i \leq f \tag{28}$$

Onde b_k representa o número de termos somados na janela ($b_k = f - g + 1$). Para evitar a exclusão de dados nas bordas da série, os limites da janela de soma *g* e *f* e o denominador b_k são ajustados com base em um parâmetro de centralização *v*, definido como $v = 0{,}5 \times (H+1)$ se *H* for ímpar, ou $v = 0{,}5 \times H$ se *H* for par. As condições de contorno são estruturadas da seguinte forma:

$Se\ k < v$:

$$g = 1;\ f = H + k - v - 1;\ b_k = f \tag{29}$$

$Se\ v \leq k \leq n - v$:

$$g = k - v + 1;\ f = k + v;\ b_k = H \tag{30}$$

$Se\ n - v < k \leq n$:

$$g = k - v + 1;\ f = n;\ b_k = n - k + v \tag{31}$$

Na segunda etapa, que realiza o reescalonamento e a padronização, a série agregada *a* é reescalonada para uma nova série *d* utilizando o mesmo princípio de contagens de postos e empates introduzido na análise de tendência ($d_i = n - w_i - 2t_i$). Este reescalonamento empírico é o que elimina o viés de assimetria paramétrica. A série resultante (o_i) assume os valores dos postos reescalonados:

$$o_i = d_i\ para\ 1 \leq i \leq n \tag{32}$$

Para garantir que o índice final represente anomalias relativas a condições normais de umidade, onde valores negativos indicam seca e valores positivos indicam excesso hídrico, é extraido o desvio padrão da série empírica *c*:

$$c = \left(\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n} o_i^2\right)^{\frac{1}{2}} \qquad para\ 1 \leq i \leq n \tag{33}$$

Por fim, a padronização do SNIPE (S_i), resultando em uma distribuição com média zero e variância um, é obtida dividindo a série reescalonada pelo seu desvio:

$$S_i = \frac{o_i}{c} \qquad para\ 1 \leq i \leq n \tag{34}$$

3.10 Modulação da DHC por Modos de Variabilidade Oceano-Atmosfera

Para compreender as forçantes físicas por trás da variabilidade e das tendências de longo prazo identificadas na DHC da América do Sul, esta etapa investiga as conexões entre o índice SNIPE e os principais modos de variabilidade oceano-atmosfera em larga escala.

Para quantificar a variância explicada e avaliar a capacidade preditiva destas oscilações em múltiplas escalas temporais, aplica-se *R* de Pearson, o coeficiente de determinação R^2 e a Regressão Linear Múltipla (em inglês, *Multiple Linear Regression* - MLR). Para garantir a coerência estatística e contornar os desafios relativos à modelagem de séries hidrometeorológicas, cada índice relativo às oscilações é submetido ao mesmo procedimento de reescalonamento empírico

não-paramétrico utilizado na construção do SNIPE, metodologia explorada na subseção 3.9.

O coeficiente de correlação de Pearson (*R*) quantifica a força e a direção da associação linear entre as séries do SNIPE (*x*) e cada índice climático reescalonado (*y*). É definido matematicamente por:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(x_i-\bar{x}\right)\left(y_i-\bar{y}\right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\left(x_i-\bar{x}\right)^2\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\bar{y}\right)^2}} \tag{35}$$

O desempenho geral do modelo de regressão é medido pelo coeficiente de determinação (R^2), que representa o quanto a variação do balanço hídrico regional (SNIPE) pode ser explicada pelas influências dos índices oceânicos e atmosféricos:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\hat{y}_i\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\bar{y}\right)^2} \tag{36}$$

Porém, considerando que a inclusão de múltiplos preditores na MLR pode aumentar artificialmente o valor de R^2, é empregado o coeficiente de determinação ajustado ($\overline{R}^2$), métrica que penaliza a adição de variáveis independentes que não contribuem significativamente para o poder explicativo do modelo, sendo essencial para evitar o sobreajuste em análises multivariadas (Ezekiel, 1930):

$$\overline{R}^2 = 1 - \left(1 - R^2\right)\frac{n-1}{n-p-1} \tag{37}$$

Nesta formulação, *n* representa o tamanho da amostra e *p* indica o número total de preditores, os índices de modos de variabilidade atmosférica, utilizados no modelo. A aplicação da MLR para correlacionar a DHC aos múltiplos índices climáticos reescalonados é expressa por:

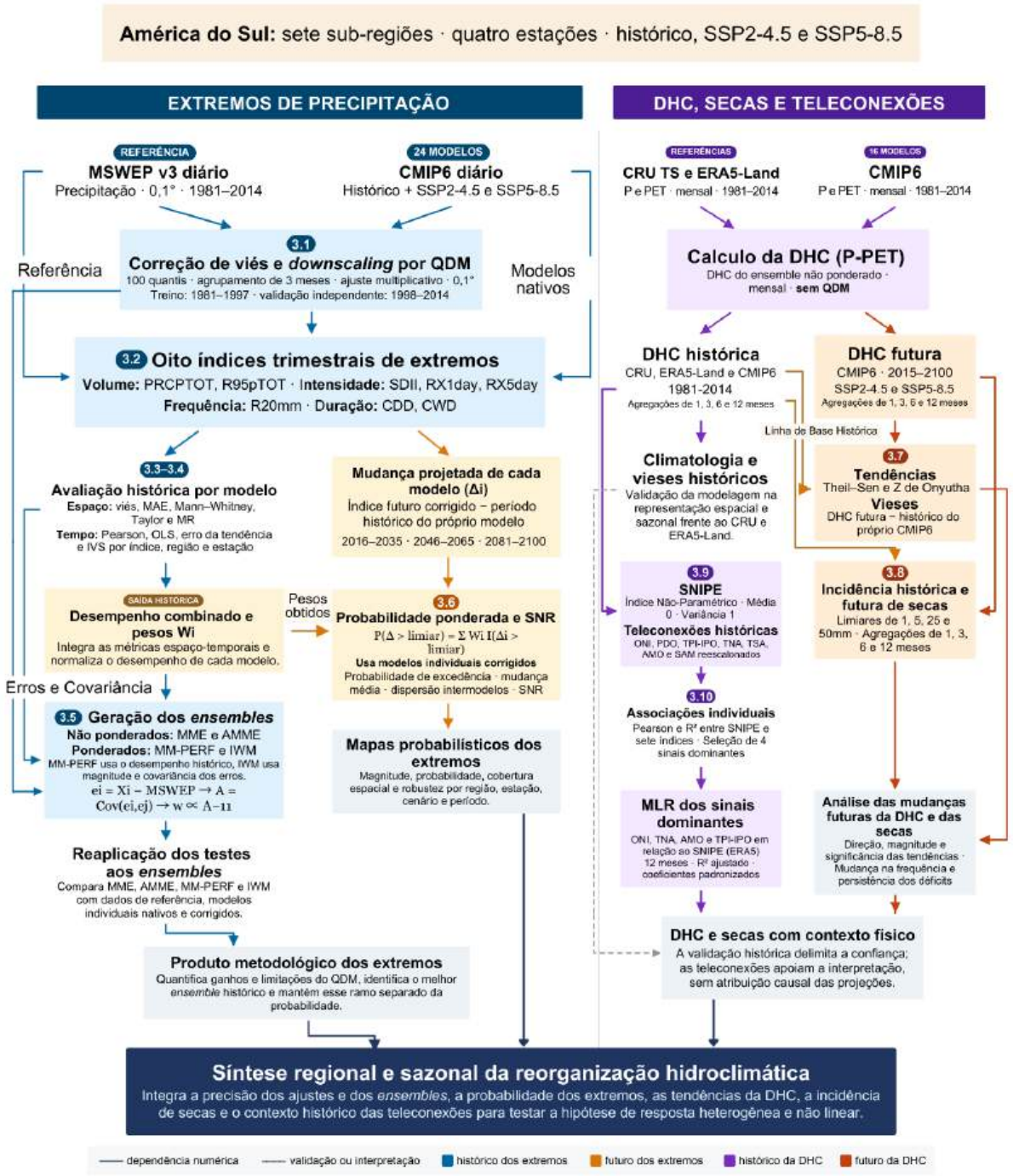
$$Y_i = A_0 + \sum_{j=1}^{p} A_j X_{j,i} + \epsilon_i \tag{38}$$

Onde Y_i representa o valor do SNIPE no tempo *i*, $X_{j,i}$ denota o valor do j-ésimo índice climático reescalonado no tempo *i*, A_0 é o intercepto, A_j são os coeficientes de regressão estimados pelo método dos mínimos quadrados e ε_i representa o termo de erro.

Métodos clássicos são bastante sensíveis à correlação serial, o que frequentemente resulta em erros onde a persistência natural dos dados é

identificada como um sinal de forçamento. A abordagem não-paramétrica proposta por Onyutha (2017; 2021) é resistente contra erros dessa natureza. O reescalonamento prévio das variáveis preditoras e preditas não exige suposições prévias de distribuição dos dados, o que resulta em uma separação precisa das oscilações climáticas de baixa frequência das tendências monotônicas determinísticas. Sendo assim, esse método certifica que as respostas hidroclimáticas regionais atribuídas às teleconexões sejam estatisticamente autênticas e que representam a física do sistema climático. A Figura 2 sintetiza as relações entre as etapas metodológicas e os produtos gerados em cada ramo da análise.

Figura 2 - Fluxograma dos passos metodológicos para avaliação da reorganização hidroclimática da América do Sul. À esquerda, apresentam-se a correção das simulações do CMIP6 por QDM, a análise dos extremos de precipitação, a avaliação dos métodos de ensemble e as projeções probabilísticas. À direita, são mostrados o cálculo da DHC, as tendências e secas futuras e a análise histórica das teleconexões por SNIPE e regressão linear múltipla. As linhas contínuas indicam dependências numéricas, e as tracejadas, relações de validação ou interpretação.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Este capítulo apresenta e discute os resultados das avaliações históricas e projetadas para a América do Sul. A análise é estruturada em três blocos. O primeiro, na subseção 4.1, traz os resultados da avaliação do desempenho do conjunto de modelos CMIP6 na simulação de extremos de precipitação, da quantificação do impacto da aplicação do *downscaling* e correção de viés QDM, e da performance dos diferentes métodos de *ensemble* no aprimoramento das representações espaciais e temporais do conjunto de modelos já corrigidos. Na sequência, a subseção 4.2 detalha os resultados das projeções probabilísticas para o século XXI sob os cenários de emissão SSP2-4.5 e SSP5-8.5, demonstrando as reconfigurações nos regimes pluviométricos sazonais e o agravamento dos riscos hídricos nas sub-regiões do continente. Por fim, a subseção 4.3 traz os resultados da avaliação da evolução da DHC, do mapeamento da expansão futura da incidência de secas e de excedentes hídricos, além do isolamento e quantificação, por meio de modelagem multivariada, dos sinais das principais teleconexões oceano-atmosfera em sua influência combinada sobre os diferentes regimes climáticos da América do Sul.

4.1 Avaliação do Desempenho dos Modelos CMIP6 e Impacto da Correção de Viés nos Extremos de Precipitação da América do Sul

"Assim começa o conhecimento, com a descoberta de algo que ainda não entendemos."

- Frank Herbert, O Imperador-Deus de Duna

Nesta seção é apresentada a avaliação do desempenho de uma seleção de modelos CMIP6 na representação dos extremos de precipitação para sete sub-regiões climáticas da América do Sul, bem como o impacto da aplicação do método de correção de viés e *downscaling*. A análise é estruturada em quatro etapas: a quantificação dos vieses climatológicos das simulações nativas e corrigidas através de vies, MAE e teste U de Mann-Whitney (subseção 4.1.1); a avaliação da capacidade de reprodução dos padrões espaciais dos extremos de precipitação pelos modelos nativos e corrigidos utilizando o índice MR construído a partir de Diagramas de Taylor (subseção 4.1.2); a avaliação das tendências históricas de longo prazo (subseção 4.1.3) e da variabilidade interanual utilizando o índice IVS (subseção 4.1.4); e, por fim, a integração dessas métricas em um índice de classificação abrangente que identifica os modelos, nativos e corrigidos, e métodos de *ensemble* com melhor desempenho espaço-temporal para cada sub-região (subseção 4.1.5).

4.1.1 Análise de Vieses dos Índices de Extremos de Precipitação

A avaliação do desempenho do conjunto de modelos CMIP6 na representação dos extremos de precipitação mostra diferenças importantes entre as simulações históricas nativas e as submetidas ao ajuste estatístico. As Figuras 3-5 e S1-5 (no Apêndice) apresentam a distribuição espacial do viés climatológico para os diferentes índices nas sub-regiões de estudo. Nos mapas referentes aos modelos nativos, é observada predominância de cores intensas, indicando fortes desvios de magnitude. Sobrepostos a estes mapas, os pontos escuros indicam as áreas onde o teste não-paramétrico de Mann-Whitney rejeitou a hipótese nula ($\alpha = 0.05$). Os painéis dos modelos corrigidos trazem cores mais claras e redução das áreas pontilhadas, mostrando grande redução dos erros crônicos dos modelos em escala continental.

Em termos quantitativos, a correção de viés trouxe uma expressiva melhoria aos dados. Considerando a totalidade da matriz de análise, composta por 1.344 combinações, resultado da combinação entre os 24 modelos avaliados, 8 índices de extremos de precipitação e 7 sub-regiões, o MAE tem redução em quase todas as métricas.

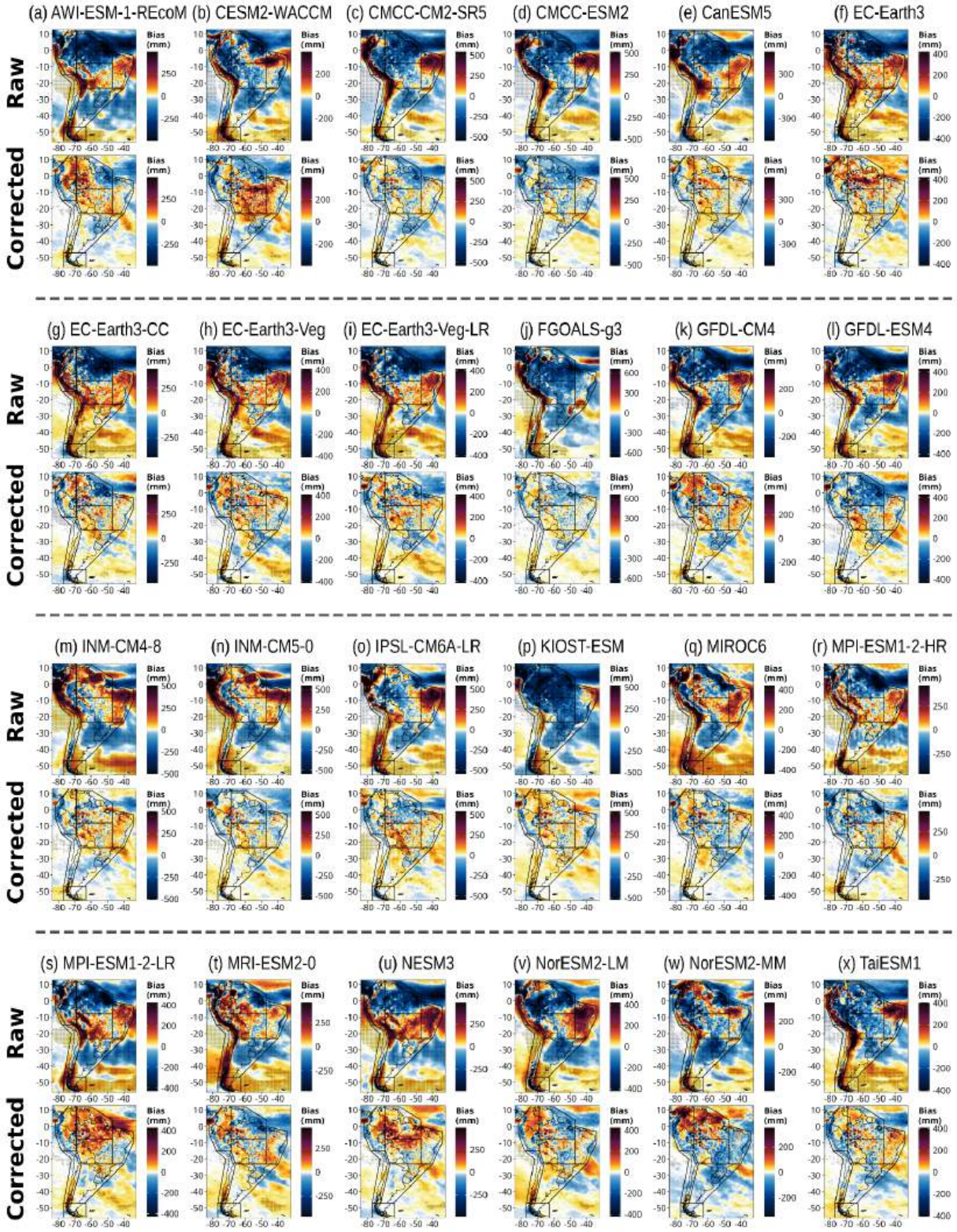
Os modelos corrigidos obtiveram um MAE inferior às suas versões nativas em 97,5% das combinações. Nas simulações nativas, a área média com viés crônico ocupava 40,4% do território sul-americano. Após a aplicação do ajuste estatístico, essa área foi reduzida para uma média de apenas 7,7%. Este valor residual se aproxima do limiar de erro teórico do próprio teste (5%), sugerindo que os vieses restantes podem ter origem na variabilidade climática natural e em flutuações aleatórias.

Para compreender a natureza desses erros, é vital destacar que a interpretação física do sinal do viés é diferente entre os índices analisados. Um viés positivo em índices de volume e intensidade, como PRCPTOT (Figura 3), R95pTOT (Figura S2 no Apêndice) e RX1day (Figura 5), indicam superestimativa pluviométrica, enquanto um viés positivo no índice CDD (Figura S1 no Apêndice) representa uma superestimativa de dias sem chuva.

A distribuição geográfica do viés expõe limitações comuns em modelos climáticos globais. Na bacia Amazônica, por exemplo, os modelos nativos apresentam dificuldade em resolver a convecção profunda, como explorado anteriormente na literatura por Firpo *et al.* (2022) e Negron-Juarez *et al.* (2024), resultando em um crônico déficit pluviométrico para os eventos extremos, representado nos dados como viés negativo predominante na magnitude de RX1day (Figura 5).

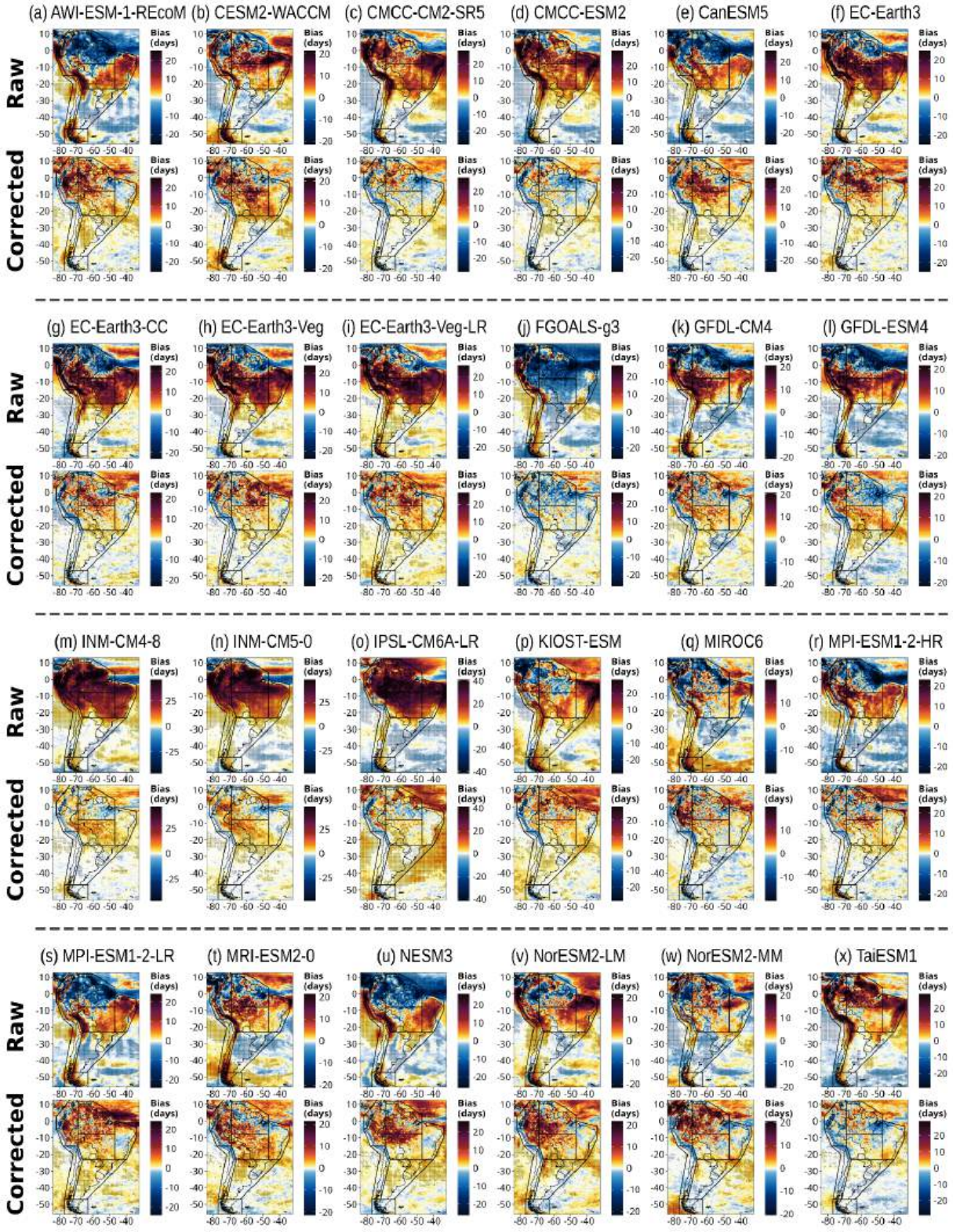
Os exemplos de viés surgem nas regiões extratropicais influenciados por sistemas frontais e ventos de oeste, o Sudoeste (SWS) e o Extremo Sul da América do Sul (SSA), onde há acentuados vieses úmidos pois os modelos superestimam as métricas de volume de chuva nessas regiões, concordando com resultados encontrados por Almazroui *et al.* (2021) e Reboita *et al.* (2024). Ao realizar o ajuste estatístico, os efeitos dessas forçantes artificiais resultantes das parametrizações deficientes são mitigados, como visto nos mapas da Figura 3.

Figura 3 - Distribuição espacial do viés climatológico histórico de PRCPTOT (mm/ano) na América do Sul.



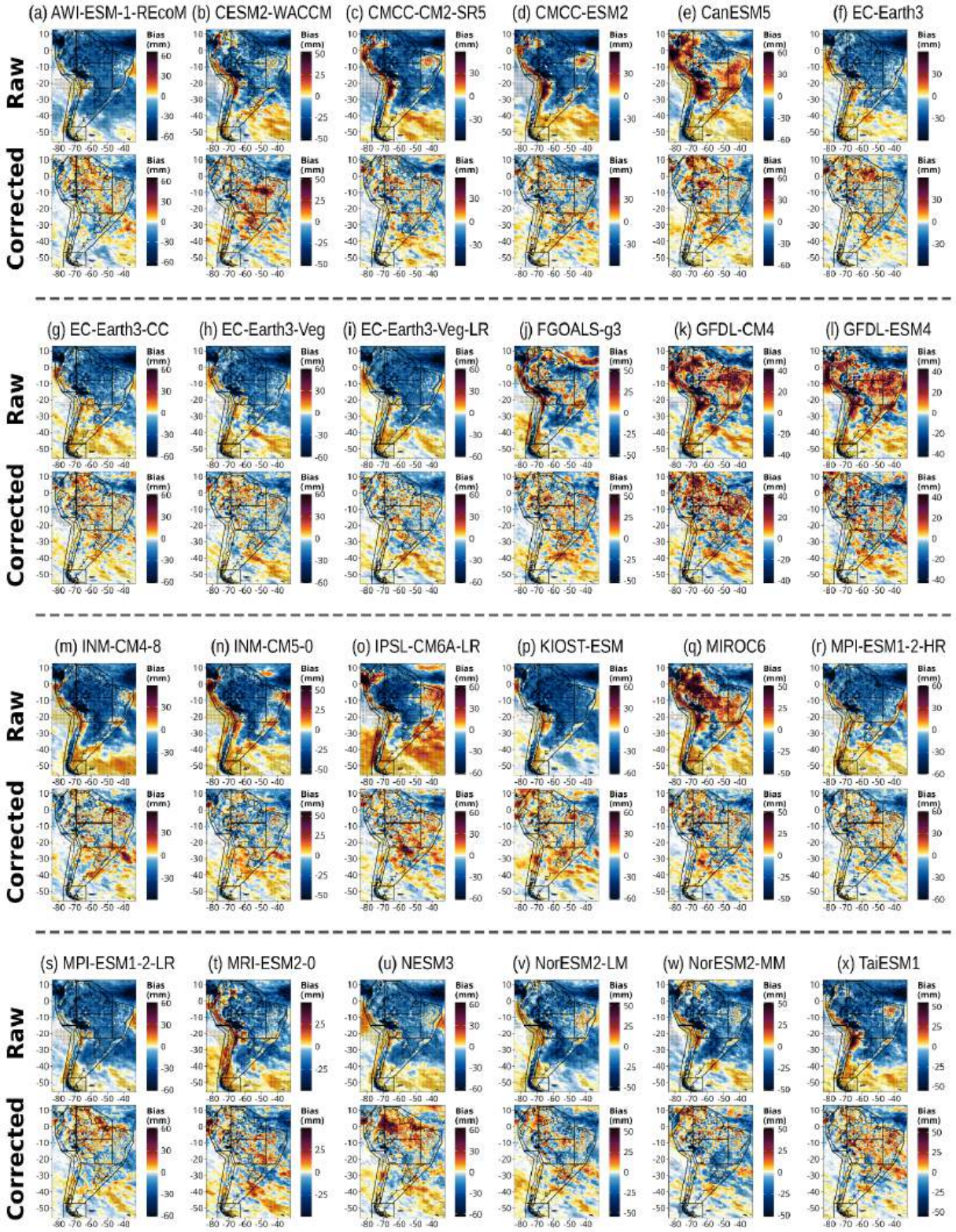
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura 4 - Distribuição espacial do viés climatológico histórico de CWD (dias) na América do Sul.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura 5 - Distribuição espacial do viés climatológico histórico de RX1day (mm/dia) na América do Sul.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

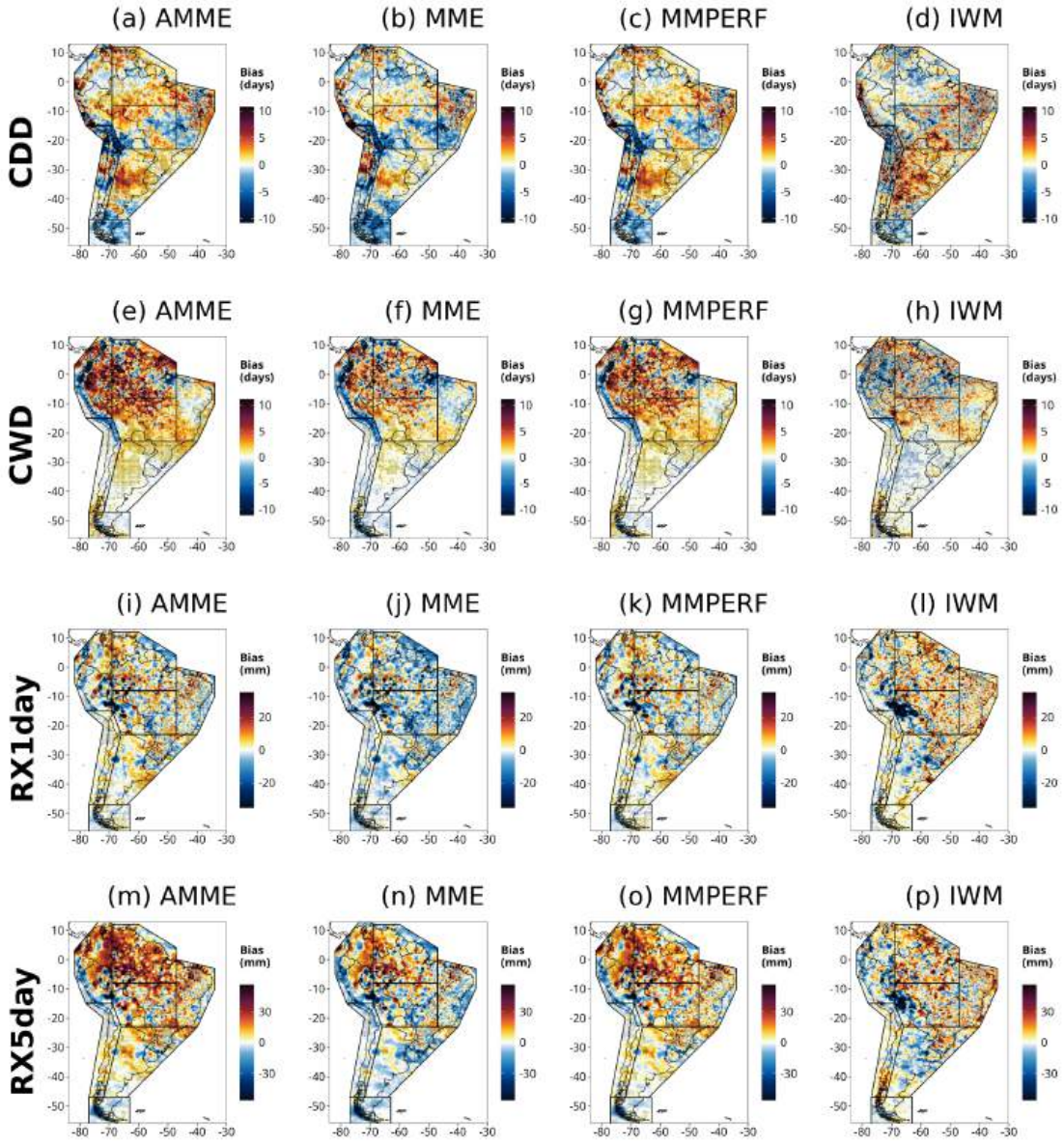
Os dados também expõem a forte presença do problema do chuvisco (Fiedler *et al.*, 2020) nas simulações originais. Para o índice dias úmidos consecutivos (Figura 4), os modelos nativos superestimam valores em grande parte do continente.

As parametrizações têm dificuldade em encerrar por completo os eventos de precipitação, distribuindo artificialmente seus valores em dias seguidos de chuva fraca ao invés de representar apenas tempestades extremas e rápidas em períodos secos. Esse efeito é atestado pelo viés negativo na maior parte do território para RX1day (Figura 5). A aplicação do QDM se provou eficiente em recuperar o comportamento físico da atmosfera, separando os extremos com alta liberação de energia das condições de tempo seco. Ao concentrar o volume pluviométrico de volta nos eventos severos, índices de intensidade, como o SDII (Figura S3 no Apêndice) e o R20mm (Figura S4 no Apêndice), tiveram suas áreas de significância de Mann-Whitney reduzidas de aproximadamente 50% para valores entre 6% e 10%.

Apesar dos ganhos da técnica, é importante reconhecer seus limites. Em raras exceções, cerca de 2,5% das combinações, os modelos nativos apresentaram um MAE pouco inferior ao dos modelos corrigidos. Essas ocorrências são encontrados em maioria nos índices de acumulação contínua, como o RX5day (Figura S5 no Apêndice), e nos totais de dias muito úmidos, o R95pTOT (Figura S2 no Apêndice), em especial nas sub-regiões AMZ e NEB, para modelos específicos que já possuem simulações eficientes de chuvas fortes. Essas poucas anomalias expõem limitações características do ajuste estatístico, pois ao realizar o ajuste para uma distribuição de referência, a técnica pode introduzir um leve ruído na cauda extrema daqueles modelos que já haviam simulado corretamente a magnitude original do evento de alta intensidade. Contudo, essas poucas exceções não sobrepõem os ganhos da correção de viés e *downscaling*.

Quanto à avaliação dos métodos de *ensemble*, os resultados mostram que as agregações cumpriram o seu propósito fundamental na redução da magnitude dos erros, pois todas (Figuras 6 e 7) reduzem o viés e MAE, superando por diversas vezes os valores dos modelos individuais corrigidos. Contudo, a análise do teste de Mann-Whitney comprova que minimizar apenas as magnitudes dos erros pode acarretar outras deficiências estatísticas. O MM-PERF, por exemplo, é o método que prevalece mais vezes no ranqueamento de menor erro, liderando em mais da metade das combinações entre índices e regiões, mas para atingir esse ajuste, distorce a distribuição original. Em 79,3% dos cenários analisados, as simulações individuais corrigidas entregam representações físicas mais seguras e com menos viés de área do que a agregação gerada pelo MM-PERF.

Figura 6 - Distribuição espacial do viés climatológico das agregações AMME, IWM, MME e MM-PERF para os índices CDD, CWD, RX1day e RX5day.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Os resultados dos métodos não ponderados evidenciam que a suavização não decorre de uma redução do espaçamento nominal da grade, que permanece inalterado, mas de uma perda da resolução efetiva do campo de precipitação. No AMME, quando os modelos posicionam uma tempestade, uma frente ou um máximo orográfico em células próximas, mas não coincidentes, o valor elevado de um membro é combinado com valores menores ou nulos dos demais. Como consequência, o sinal é distribuído por uma área mais extensa e sua amplitude local é reduzida. No MME, esse efeito ocorre de maneira distinta, um máximo localizado tende a não integrar o valor mediano quando não é reproduzido na mesma célula por uma parcela suficiente dos modelos. Em ambos os casos, picos e gradientes

espaciais podem ser enfraquecidos mesmo quando parte dos membros representa corretamente a intensidade do evento (Ebert, 2001; Knutti et al., 2010).

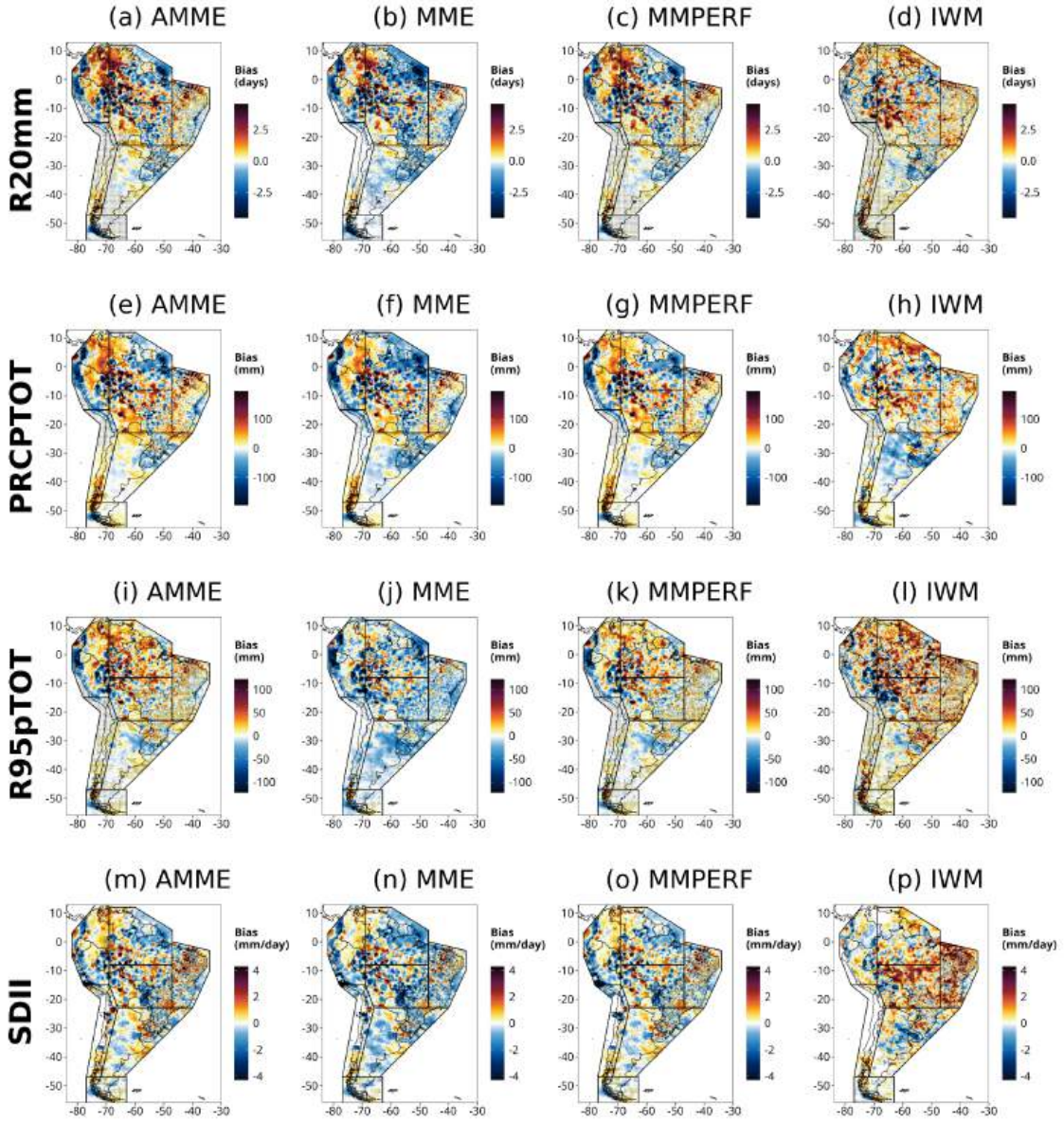
O IWM também combina os campos dos diferentes modelos e, portanto, não é completamente imune a esse processo. Sua superioridade decorre da forma como essa combinação é construída. Em vez de atribuir a mesma influência a todos os membros ou ponderá-los apenas por seus desempenhos individuais, o método considera também a covariância dos erros. Dessa forma, modelos que repetem desvios semelhantes não são tratados como fontes independentes de informação. Se diferentes membros deslocam um sistema de precipitação na mesma direção ou reproduzem um mesmo erro espacial, sua contribuição coletiva é reduzida, impedindo que esse padrão incorreto domine a grade final apenas por estar presente em um número maior de modelos. Essa característica também diferencia o IWM do MM-PERF, no qual vários membros podem receber pesos elevados por apresentarem bons desempenhos individuais, mesmo que compartilhem entre si uma deficiência semelhante.

Ao reduzir a influência coletiva dos erros redundantes, o IWM tende a concentrar a agregação nos modelos que apresentam erros menores ou que acrescentam informações complementares ao conjunto. Isso diminui a dispersão efetiva das posições simuladas dos sistemas de precipitação e reduz o cancelamento entre máximos deslocados e áreas com pouca ou nenhuma chuva. Portanto, sua vantagem não consiste em deixar de calcular uma média, mas em evitar que essa média seja indiferente à qualidade e à dependência dos membros. A suavização não é completamente eliminada, mas deixa de atuar de forma indiscriminada sobre todos os sinais, preservando relativamente melhor os máximos, os gradientes e a variabilidade espacial da precipitação (Bishop e Abramowitz, 2013; Bai et al., 2021).

Esse mecanismo é consistente com os resultados das Figuras 6 e 7. Enquanto o MME subestima a magnitude dos índices em 61,1% do continente, o IWM reduz o MAE nos diferentes índices e limita a área com viés estatisticamente significativo a 7,66% do território, valor equivalente ao observado nos melhores modelos corrigidos individualmente. Além disso, para os índices de totais acumulados e duração, PRCPTOT, RX5day, CDD e CWD, os vieses crônicos significativos permanecem restritos ao intervalo de 2,4% a 3,9%. Em contraste com o MM-PERF, que é superado pelos modelos individuais corrigidos em 79,3% das

comparações, o IWM apresenta desempenho inferior a essas simulações em apenas 33% dos cenários avaliados.

Figura 7 - Distribuição espacial do viés climatológico das agregações AMME, IWM, MME e MM-PERF para os índices R20mm, PRCPTOT, R95pTOT e SDII.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

A análise sazonal corrobora o efeito de suavização provocado pelos métodos não ponderados, MME e AMME. Durante o verão austral (DJF), período com tempestades convectivas isoladas em várias áreas do continente, o MME registrou um forte viés negativo, diminuindo todas as métricas de intensidade e volume pluviométrico, o que demonstra uma incapacidade em representar sistemas de mesoescala. O mesmo ocorre no inverno austral (JJA) do Extremo Sul, onde o MME descaracteriza a passagem dos sistemas frontais.

Em contrapartida, o IWM mantém a magnitude dos eventos extremos. Esse esquema de ponderação registra um pequenos vieses positivos em grande parte dessas mesmas métricas, atestando a sua eficácia em não subestimar cenários de risco. Esta característica é importante durante os regimes de transição, na primavera austral (SON) do Nordeste Brasileiro enquanto o MME e AMME distribui incorretamente as precipitações costeiras para dentro do continente e erra em representar os volumes da série temporal, o IWM preserva as características do período seco semiárido.

Semelhante, em relação a complexa barreira orográfica da Cordilheira dos Andes da região SWS, o IWM resgata as correlações interanuais que a média simples havia deslocado para o campo negativo durante o inverno e a primavera austrais. Contudo, os dados sazonais expõem uma desvantagem na aplicação dessa técnica de agregação. Para garantir a mitigação dos erros espaciais e a preservação do volume absoluto da chuva, o IWM reduz a sua capacidade de sincronizar a variação exata das chuvas de um ano para o outro. Durante o outono (MAM) e a primavera austrais, estações nas quais a própria física nativa dos modelos CMIP6 apresenta dificuldade em sincronizar a variabilidade de longo prazo, a correlação das séries agregadas por IWM tem diminuições expressivas, atingindo em alguns casos o campo negativo em regiões extratropicais.

A análise de viés quantifica os erros de magnitude, mas modelos e *ensembles* robustos precisam também ter bom desempenho no posicionamento espacial dos fenômenos. Para investigar se as simulações capturam essas distribuições dos extremos de precipitação na América do Sul, a próxima subseção utilizará Diagramas de Taylor para avaliar a semelhança espacial entre os padrões dos modelos/*ensembles* e das observações, estabelecendo um ranqueamento.

4.1.2 Avaliação da Capacidade de Simulação Espacial

A confiabilidade de um modelo climático também depende de sua capacidade de reproduzir os padrões espaciais dos fenômenos. Para avaliar com precisão esse parâmetro, foi aplicada uma análise multivariada baseada no Diagrama de Taylor (Figuras S10 a S17 no Apêndice), consolidada através do índice MR. Os resultados mostram que as rodadas nativas dos modelos apresentam grandes deficiências na captura dos padrões espaciais sul-americanos e a aplicação da correção de viés atua como um ajuste importante, colocando os modelos corrigidos e os *ensembles*

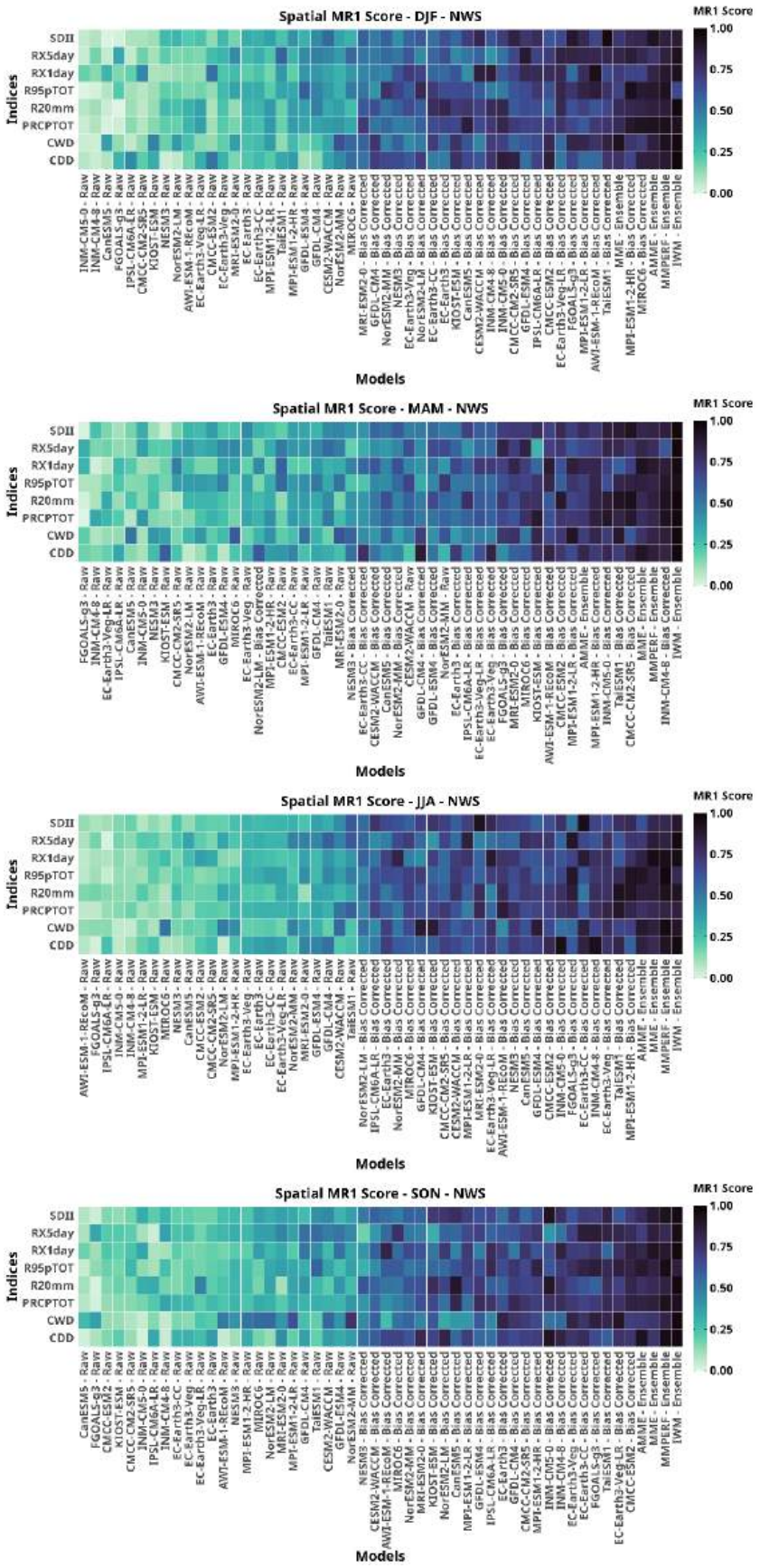
nas melhores posições do ranqueamento de todas as sub-regiões e estações do ano (Figuras 8 a 10 e S6 a S9 no Apêndice).

O MR médio dos modelos individuais passa de valores entre 0,25 e 0,30, nas simulações nativas, para números superiores a 0,65 após a correção, com os *ensembles* chegando a 0,85. Para o continente como um todo, a melhoria dos modelos corrigidos no ranqueamento do MR não é impulsionada por um reposicionamento geográfico dos sistemas meteorológicos. A métrica de correlação espacial dos modelos nativos já demonstra uma capacidade razoável em macrorregiões de topografia pouco complexa, indicando que a circulação geral opera corretamente nesses locais. Os verdadeiros promotores da melhora estatística do MR é a restauração da amplitude do desvio padrão normalizado e a diminuição expressiva do RMSD, que com reduções médias de 40% a 70%. Os modelos climáticos globais sofrem de uma suavização da precipitação, espalhando precipitações fracas em grandes áreas, tendo uma baixa capacidade em simular o contraste entre grandes acumulados e zonas de aridez (Fiedler *et al.*, 2020; Watters, Battaglia e Allan, 2021). Ao ajustar as caudas de distribuição, o QDM não move a chuva de lugar, mas restaura a magnitude e a variância exigidas.

A diferença de desempenho entre os modelos nativos e corrigidos variam a depender da região e da época do ano. O Noroeste da América do Sul (Figura 8) e a região do Sistema de Monção (Figura S6 no Apêndice) exibem as deficiências espaciais mais pronunciadas do estudo, resultando em uma quase não representação dos padrões.

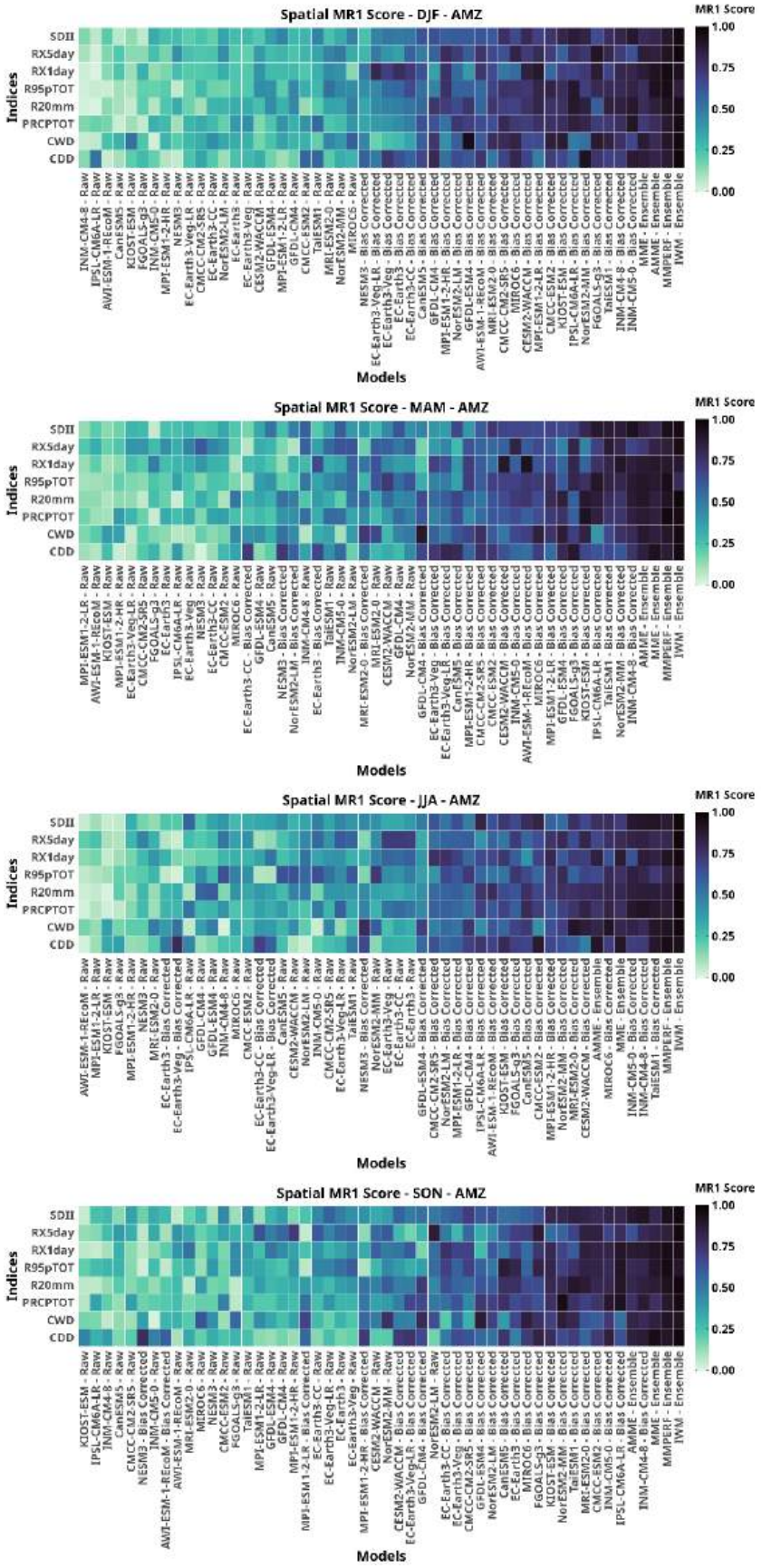
No Noroeste da América do Sul a correlação dos modelos nativos é reduzida a 0,43 no outono austral, uma possível interação mal resolvida dos ventos equatoriais com a barreira orográfica dos Andes. Uma deficiência ainda mais severa é registrada no SAM durante a primavera austral, período em que ocorre a formação da ZCAS (Verdan, 2025). A correlação espacial da precipitação extrema diária baseada nos modelos nativos desta região e período diminuiu para 0,03 (Figura S13 no Apêndice), expondo uma distribuição de tempestades estatisticamente aleatória quando comparado à observação. A correção de viés foi muito importante nessas áreas, oferecendo acréscimo médio de 0,57 na correlação e recuperando os padrões espaciais dos Andes e o padrão da monção.

Figura 8 - Classificação sazonal do índice MR para o Noroeste da América do Sul (NWS).



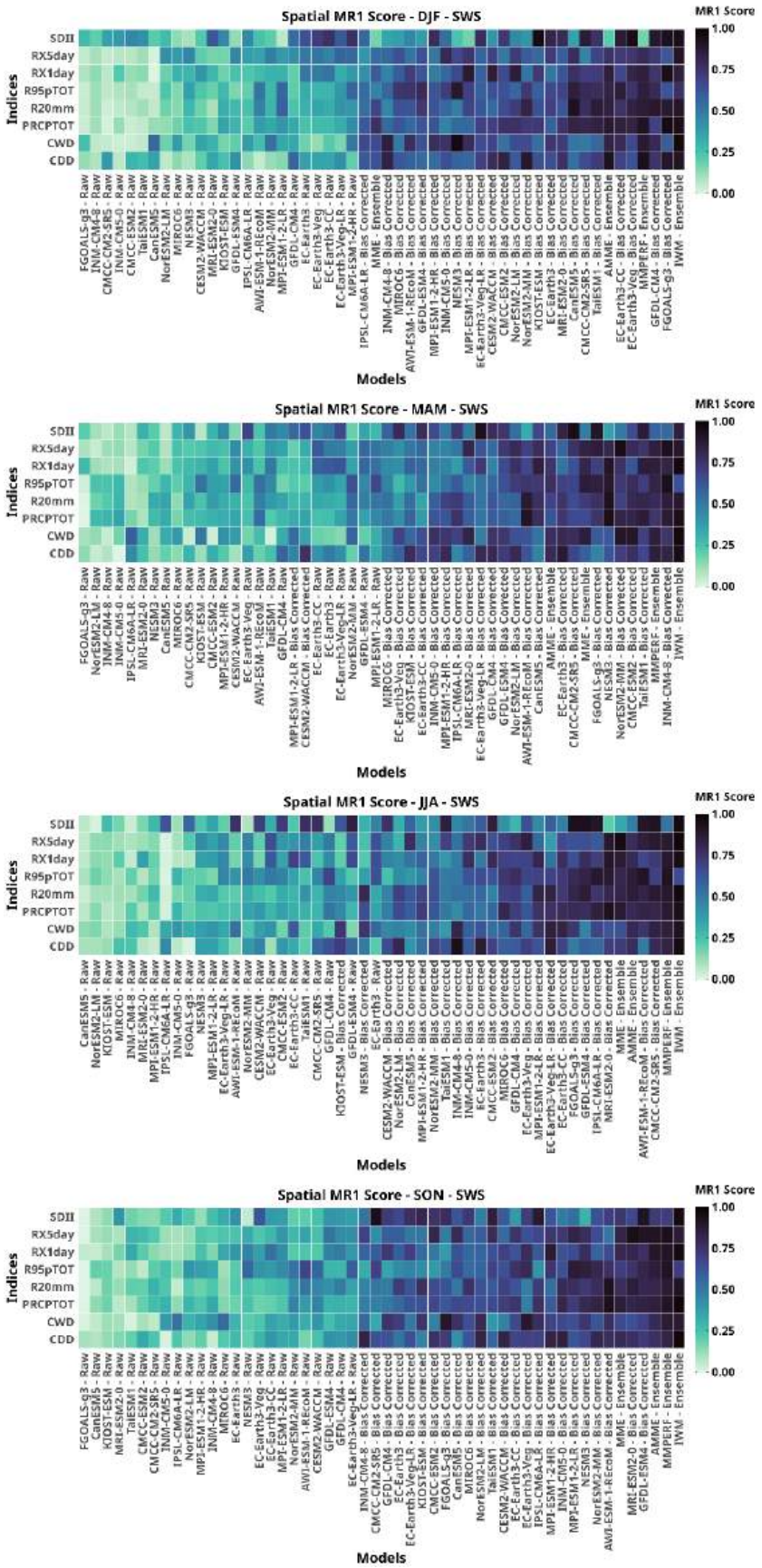
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura 9 - Classificação sazonal do índice MR para a Bacia Amazônica (AMZ).



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura 10 - Classificação sazonal do índice MR para o Sudoeste da América do Sul (SWS).



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Na Bacia Amazônica (Figura 9) observa-se a suavização da convecção tropical em modelos nativos. Durante as estações chuvosas, verão e outono austrais, esses modelos subestimam a variância dos picos de precipitação, com o desvio padrão do RX1day em torno de 0,70 (Figura S13 no Apêndice). A correção estatística ajusta esse déficit, elevando o desvio padrão ao nível observacional (1,07) e restaurando a heterogeneidade da precipitação.

No Nordeste Brasileiro (Figura S7 no Apêndice), a principal deficiência é a incapacidade de representar gradientes. Em DJF, a correlação espacial média é reduzida a 0,32. As simulações nativas suavizam artificialmente o contraste entre a costa úmida e o Sertão semiárido, efeito verificado pela subestimação da distribuição territorial de dias secos, um CDD com desvio padrão de 0,63 (Figura S10 no Apêndice). A correção devolve a definição aos limites das regiões, reduzindo o erro de desvio padrão em aproximadamente 71%.

A porção sul do continente exibe uma das melhores representações sinóticas dos modelos nativos, porém com algumas distorções que merecem destaque. O Sudeste da América do Sul (Figura S8 no Apêndice) registra duas grandes deficiências, a suavização da intensidade de frentes frias no inverno austral e uma uma fraca representação da duração de chuvas do verão, essa última evidenciada por um CWD em DJF com desvio padrão de 2,20 (Figura S11 no Apêndice), caracterizando um dos mais severos problema do chuvisco deste estudo. O Extremo Sul (Figura S9 no Apêndice) exibe correlações das simulações nativas em niveis excelentes, em torno de 0,85, mas a baixa resolução faz a precipitação ultrapassar os Andes rumo à Patagônia. O QDM atua muito bem no SSA, restaurando o bloqueio orográfico e aumentando a correlação dos modelos corrigidos para a quase perfeição teórica (0,99).

Por fim, o Sudoeste (Figura 10), que compreende o Centro-Sul do Chile, mostra uma forte superestimativa das chuvas de verão, pois enquanto os modelos simulam bem as frentes de inverno, nessa estação são encontrados sistemas artificiais de tempestades superando o bloqueio do ASPS (Kaiser *et al.*, 2024). A correção mitigou essa precipitação irreal, limitando a variabilidade espacial do R20mm de 2,21 para 0,91 (Figura S15 no Apêndice), uma redução de quase 80% do erro.

Quanto aos *ensembles*, a análise do MR mostra que eles preservaram os ganhos da correção de viés e estabelecem o nível máximo de precisão espacial em

toda a América do Sul. De forma unânime nas sete sub-regiões avaliadas (conforme as classificações nas Figuras 8 a 10 e S6 a S9 no Apêndice), os *ensembles* se mantiveram entre as melhores posições de ranqueamento, superando por muitas vezes os modelos individuais corrigidos. Isso ocorre porque a agregação de múltiplas simulações atua como um filtro espacial, cancelando erros residuais de dispersão e atenuando as incertezas locais que um modelo individual, mesmo após a correção de viés, ainda poderia apresentar.

No entanto, a avaliação deixa claro que o desempenho não é igual entre as diferentes técnicas de agregação. Métodos sem ponderação, representados pelo MME e AMME, garantem posições no topo do ranqueamento mas apresentam valores de MR que geralmente permanecem na faixa de 0,75 a 0,85.

O avanço mais significativo ocorre com a adoção de técnicas ponderadas, os métodos MM-PERF e IWM, sendo este último a técnica mais acurada. Em quase todas as estações e domínios territoriais, esse método fica na primeira posição do ranqueamento MR, registrando por diversas vezes notas superiores a 0,90 e alcançando até 0,97 em sub-regiões como o Extremo Sul e o Noroeste.

Em síntese, a avaliação espacial baseada no Diagrama de Taylor confirma que os modelos nativos do CMIP6 têm grande dificuldade em posicionar corretamente os extremos de chuva na América do Sul, tornando o seu uso pouco confiável sem aplicação de correção de viés e *downscaling*. O ajuste QDM e as agregações em *ensembles* provaram ser importantes para garantir distribuições geográficas mais confiáveis. Com essa melhora na representação espacial estabelecida, o passo seguinte é investigar a consistência dos dados ao longo do tempo. As próximas seções avaliam como os modelos, nativos e corrigidos, e *ensembles* reproduzem a magnitude das tendências históricas (subseção 4.1.3) e a variabilidade interanual dos extremos de precipitação (subseção 4.1.4).

4.1.3 Avaliação da Tendência

Nesta etapa, são avaliadas a regressão linear, que captura se a região está secando ou se tornando mais úmida ao longo das décadas, e a sincronia interanual utilizando a correlação de Pearson, que avalia se as oscilações ocorrem em fase com as séries observadas. A análise de tendências de longo prazo expõe que, diferente da análise de padrões espaciais, onde a correção de viés atuou aprimorando o desempenho de quase todos os modelos e *ensembles*, a dimensão

temporal não responde tão bem ao ajuste estatístico. A avaliação das retas de regressão linear e da sincronia interanual mostra que a melhoria na variabilidade muitas vezes prejudica a precisão na intensidade da mudança climática, exigindo uma análise cuidadosa baseada na sub-região estudada e na natureza do índice extremo avaliado.

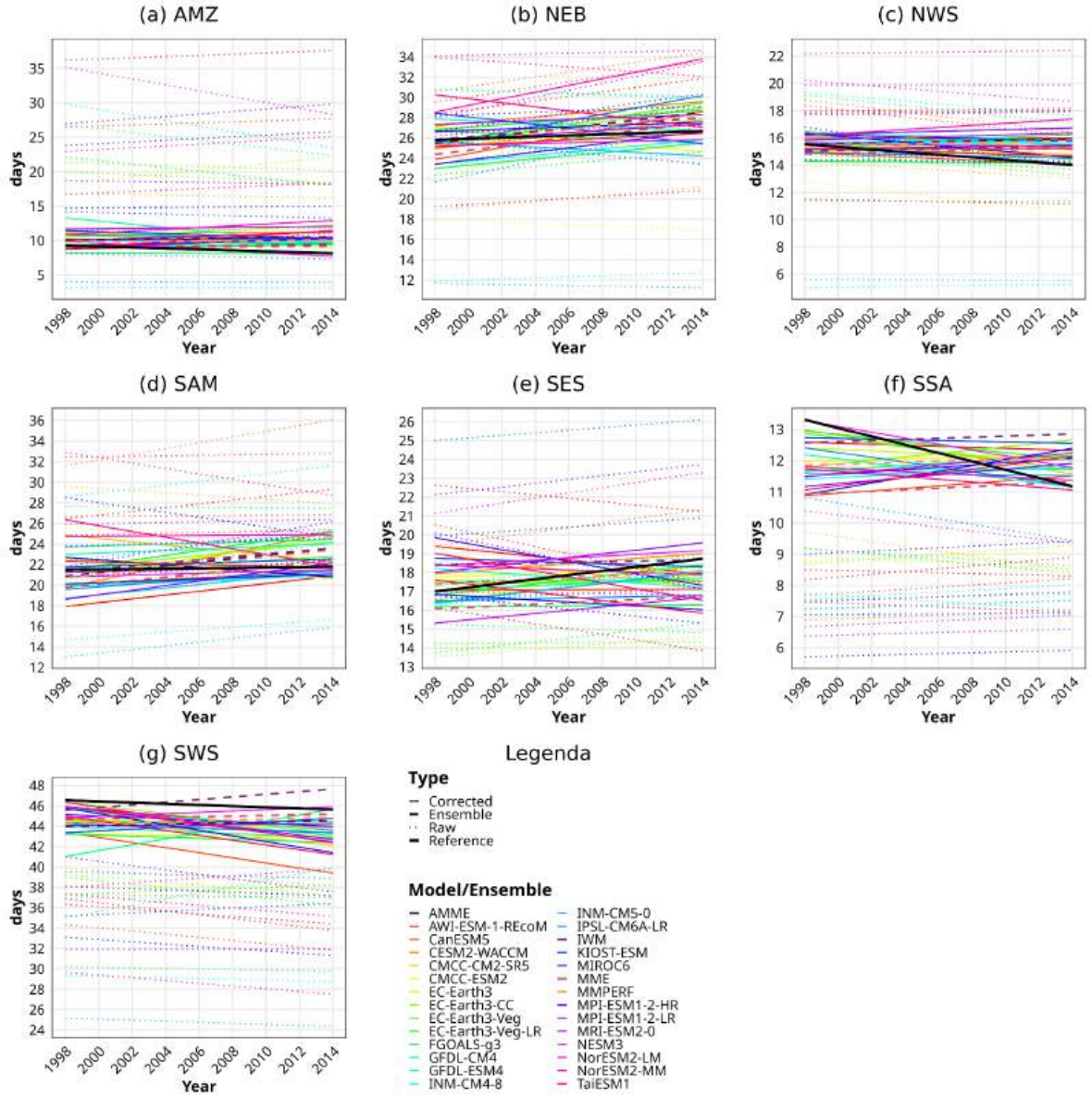
Para realizar comparações, a análise de desempenho temporal é baseada em 192 combinações para cada sub-região, resultantes do cruzamento entre 24 modelos avaliados e 8 índices de extremos climáticos. As frequências de sucesso e taxas de acerto direcional apresentadas nesta seção são calculadas sobre essas combinações.

A primeira etapa da avaliação temporal se baseia na correlação de Pearson, métrica que avalia a sincronia interanual entre as simulações e as observações. Em domínios de alta complexidade orográfica e florestal, como a Bacia Amazônica e o Noroeste da América do Sul, os modelos nativos apresentam uma sincronia modesta. A aplicação da QDM ajusta a sequência de anos secos e úmidos, fazendo com que quase todos os modelos tenham significância estatística. Em domínios governados por forçantes oceânicas, como o Nordeste Brasileiro e a região de Monção da América do Sul, as simulações nativas demonstram uma ótima habilidade em capturar a oscilação temporal, registrando valores médios superiores a 0,77 e 0,91, respectivamente. Nessas sub-regiões a correção estatística atua apenas como um ajuste da amplitude dessas oscilações. A agregação das simulações consolidou ainda mais essa sincronia. O MM-PERF e o AMME filtram as flutuações irreais de cada modelo corrigido, resultando nas mais altas correlações temporais do estudo.

A segunda etapa examina a assertividade da direção da mudança, verificando se as simulações concordam com a observação quanto ao agravamento das secas ou intensificação dos volumes pluviométricos ao longo das décadas. O Sudoeste da América do Sul evidencia o maior sucesso direcional do continente, com os modelos nativos detectando corretamente a constante tendência de secagem regional, representada pela redução do PRCPTOT e aumento do CDD (Figuras 11 e 12), em quase 73% das combinações. O Nordeste Brasileiro também apresenta alta concordância na detecção do prolongamento do período seco. Contudo, na região do Sistema de Monção, embora os modelos dominem o ritmo interanual da monção com uma alta correlação, eles fracassam na previsão da direção da mudança, com

erros no sinal da inclinação da reta para índices de volume de chuvas, PRCPTOT (Figura 12) e R95pTOT (Figura S20 no Apêndice), em mais da metade das combinações. Esse comportamento indica que as parametrizações climáticas representam bem a resposta a curto prazo da monção a anomalias anuais, mas não conseguem reproduzir o lento processo de alteração hídrica através das décadas. A deficiência na representação da direção da mudança no Extremo Sul é a maior de todo estudo, onde as tendências frontais observadas são muito pequenas e o ruído interno dos modelos reduz o acerto direcional para a faixa de 33%.

Figura 11 - Tendência anual do índice CDD (dia/ano) nas sete sub-regiões da América do Sul.

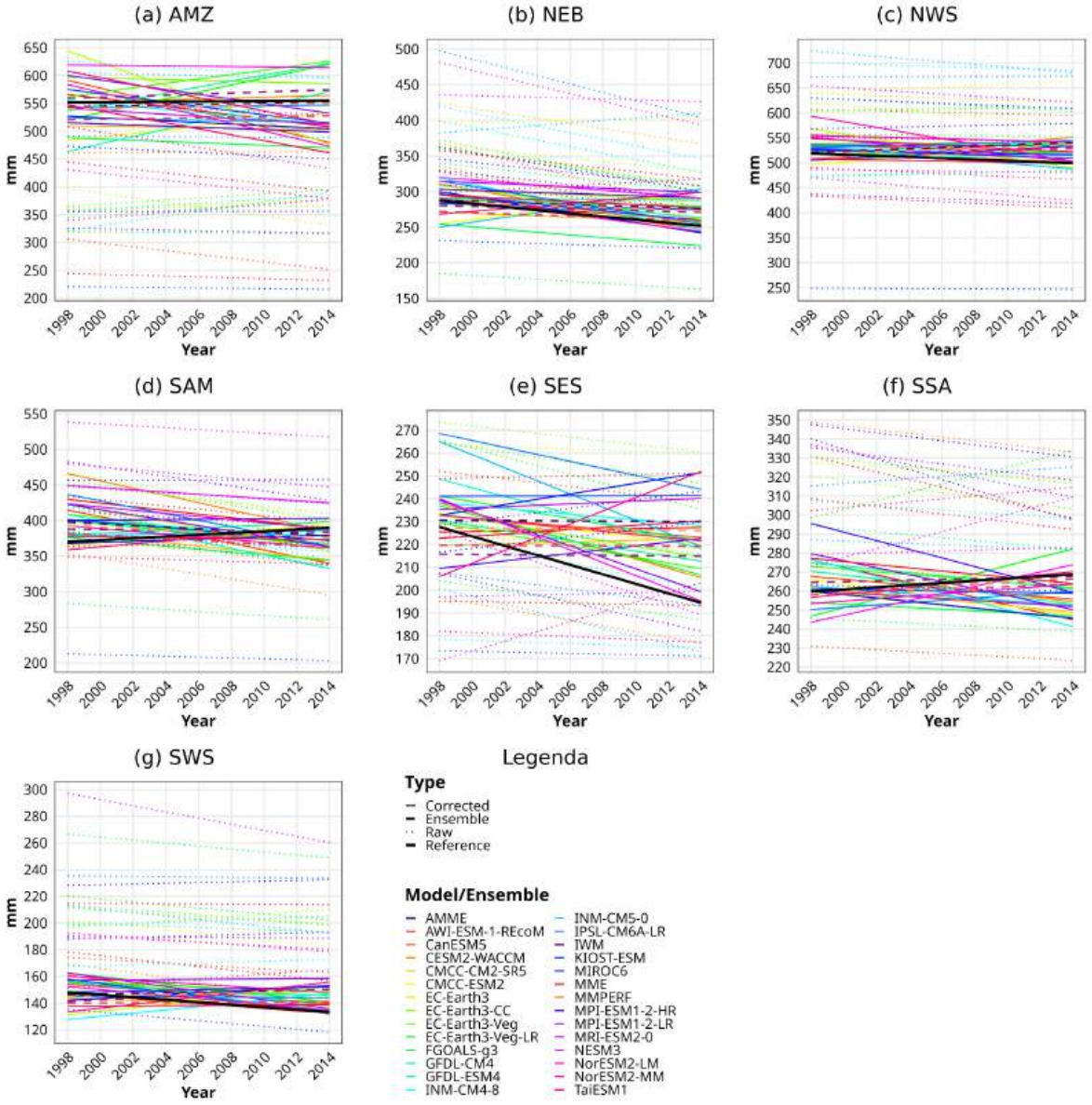


Fonte: elaborado pelo autor (2026).

A análise da inclinação da reta de tendência também expõe como os diferentes índices de extremos respondem à correção de viés (detalhada para todos

os índices nas Figuras 11 a 13 e S18 a S22 no Apêndice). Em todo o continente, as versões corrigidas são superiores para índices de duração temporal, como os dias consecutivos secos (Figura 11) e dias consecutivos úmidos (Figura S18 no Apêndice), ajustando corretamente a frequência com que os sistemas meteorológicos estacionam sobre a América do Sul. No clima subtropical do Sudeste da América do Sul, essa correção vai além, reduzindo erros de magnitude para a ocorrência de dias de chuva muito forte (R20mm) (Figura S19 no Apêndice).

Figura 12 - Tendência anual do índice PRCPTOT (mm/ano) nas sete sub-regiões da América do Sul.

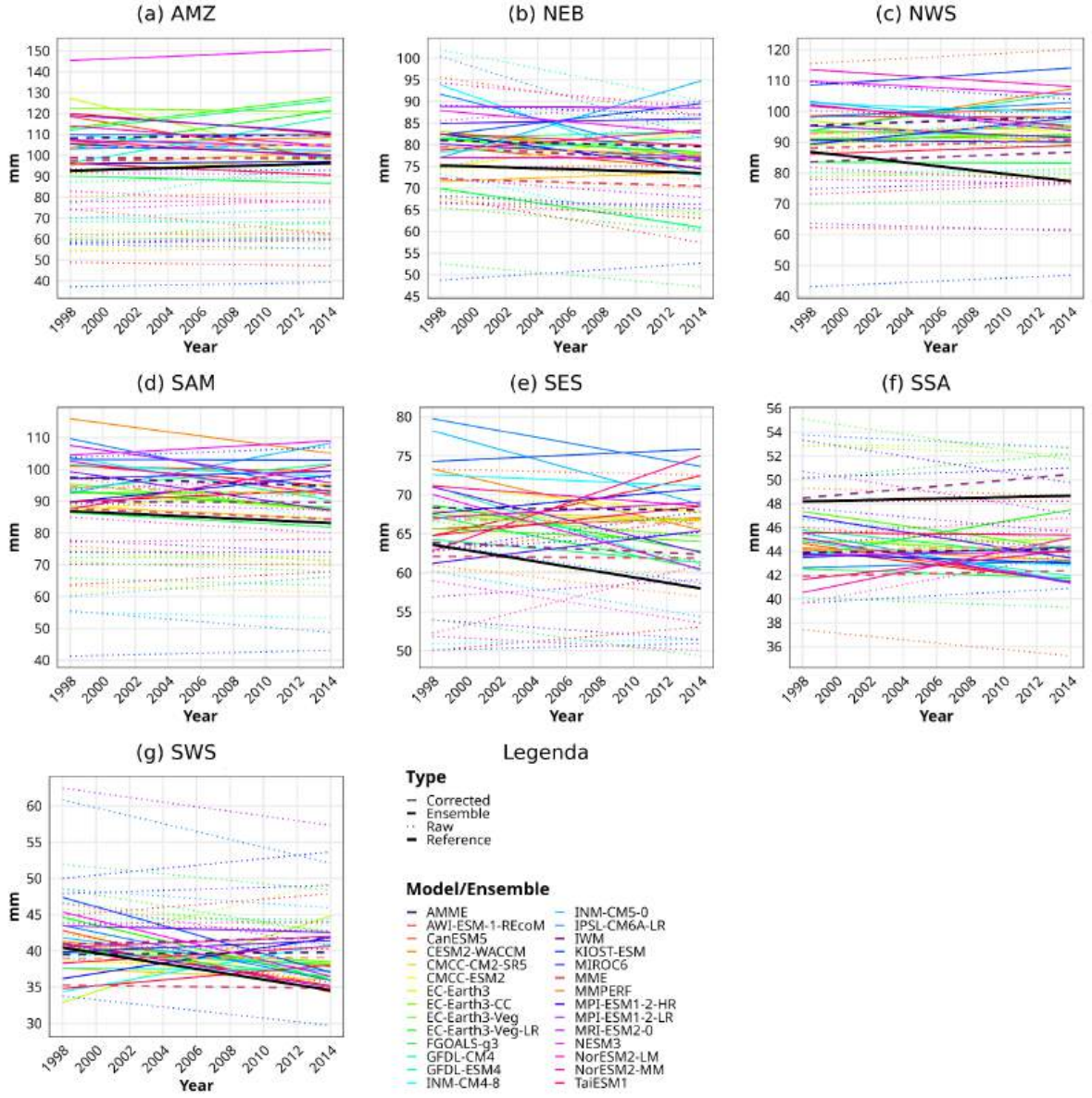


Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Por outro lado, as métricas de volume e intensidade máxima são afetadas pelas limitações do ajuste estatístico. Em regiões de forte atividade convectiva equatorial, a exemplo a Amazônia, e regiões litorâneas do Pacífico, como o

Noroeste e Sudoeste, os modelos nativos superam a correção estatística quanto a taxa de mudança para PRCPTOT (Figura 12), RX5day (Figura 13), R95pTOT (Figura S20 no Apêndice) e SDII (Figura S21 no Apêndice). Ao ajustar matematicamente os volumes de chuva nessas áreas para atingir a média climatológica correta, o método estatístico acaba distorcendo a tendência, gerando uma taxa de mudança irreal e mais acelerada do que a da simulação nativa.

Figura 13 - Tendência anual do índice RX5day (mm/ano) nas sete sub-regiões da América do Sul.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Essas deficiências atestam que para medir tendências na quantidade de precipitação e na severidade das tempestades os modelos nativos frequentemente apresentam valores mais confiáveis. Na avaliação da magnitude da mudança, os

métodos de agregação apresentaram erros de inclinação expressivamente maiores do que as melhores simulações individuais. A combinação de tendências opostas gera um efeito de suavização artificial das retas, confirmando que a agregação, tão benéfica para os padrões espaciais, reduz severamente a precisão histórica das magnitudes de mudança climática.

A identificação das ferramentas mais precisas para projetar o futuro hídrico sul-americano exige uma seleção bastante direcionada. Para a Bacia Amazônica, o modelo nativo CESM2-WACCM apresenta o menor erro médio de tendência, no Nordeste Brasileiro, a simulação corrigida do GFDL-ESM4, nos Andes Equatoriais, o NorESM2-MM corrigido se destaca, para o complexo Sistema de Monção, o GFDL-CM4 corrigido, no Sudeste do continente, EC-Earth3-Veg-LR corrigido tem a melhor representação, no Extremo Sul, o IPSL-CM6A-LR corrigido, e no Sudoeste andino, o AWI-ESM-1-REcoM nativo. Essa diversidade de modelos mostra que a avaliação climática não apresenta uma solução única para todo continente. Enquanto os *ensembles* se mantêm como a melhor escolha para o mapeamento da distribuição dos padrões espaciais, a quantificação da evolução temporal demanda o uso de modelos individuais, nativos ou corrigidos, selecionados de acordo com o índice de extremo avaliado e a dinâmica da sub-região estudada.

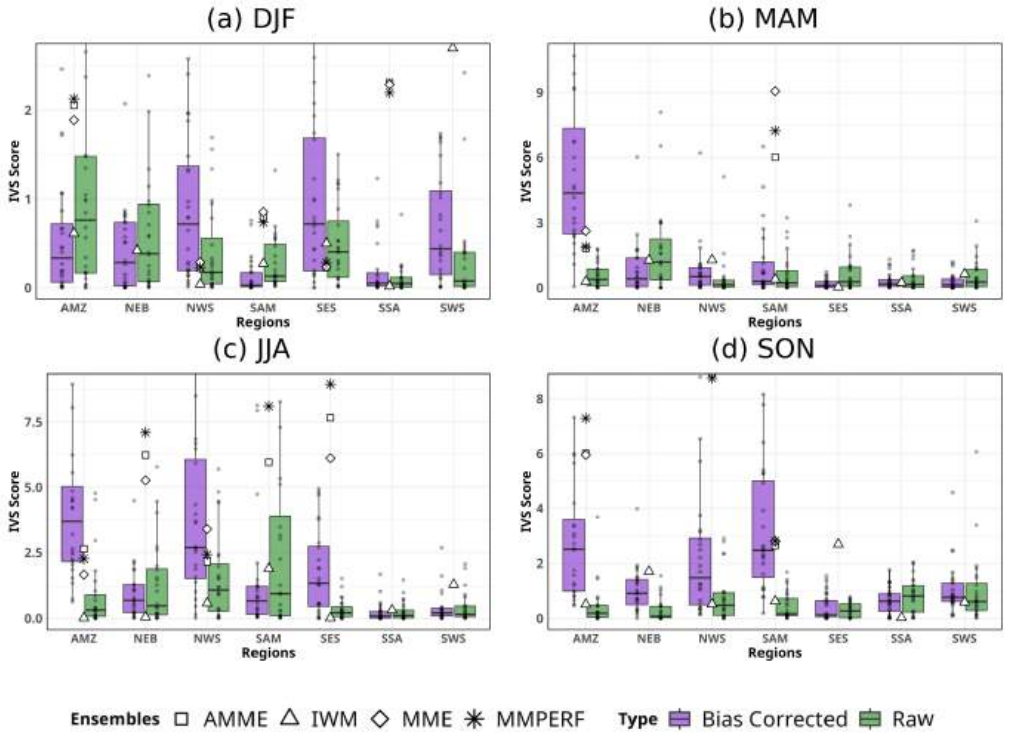
4.1.4 Avaliação da Variabilidade Interanual

Esta etapa investiga a variabilidade interanual das precipitações. Diferente da correlação de Pearson, que avalia se as oscilações ocorrem em fase com observações, o IVS analisa a precisão da magnitude dessas oscilações, quantificando a fidelidade com que uma simulação reproduz os contrastes entre anos secos e úmidos, o valor zero indica uma representação perfeita da amplitude da variabilidade observada. Nos *boxplots* do IVS, a análise da dispersão interquartil e dos limites extremos do conjunto de simulações (Figuras 14 a 16 e S23 a S26 no Apêndice) mostra que a QDM exerce diferentes impactos dependendo do índice extremo e da estação do ano avaliada.

A eficácia da correção estatística apresenta uma forte dependência sazonal, comprovada pela flutuação da mediana do IVS ao longo do ano. Durante o verão e o outono austrais, o ajuste atinge seu melhor desempenho, estabilizando moderadamente a amplitude interanual das simulações. No verão, a aplicação da correção reduz essa mediana média de todo o continente de 0,37 para 0,33,

enquanto no outono a redução vai de 0,41 para 0,30, uma aproximação considerável em direção a variabilidade observada. O cenário se inverte durante o inverno e a primavera austrais, onde as simulações nativas superam o ajuste estatístico com ampla margem, apresentando melhor desempenho em 63,1% de todas as combinações avaliadas entre modelos, índices e sub-regiões no inverno austral, e em 65,7% na primavera. Ao impor o ajuste da variabilidade em meses de volumes pluviométricos muito baixos, a QDM inflaciona o ruído interno dos modelos, a mediana de erro continental aumenta para 0,72 no inverno e para 0,83 na primavera, resultando em flutuações artificiais nas séries temporais.

Figura 14 - Boxplots sazonais da variabilidade interanual de PRCPTOT nas sete sub-regiões da América do Sul.

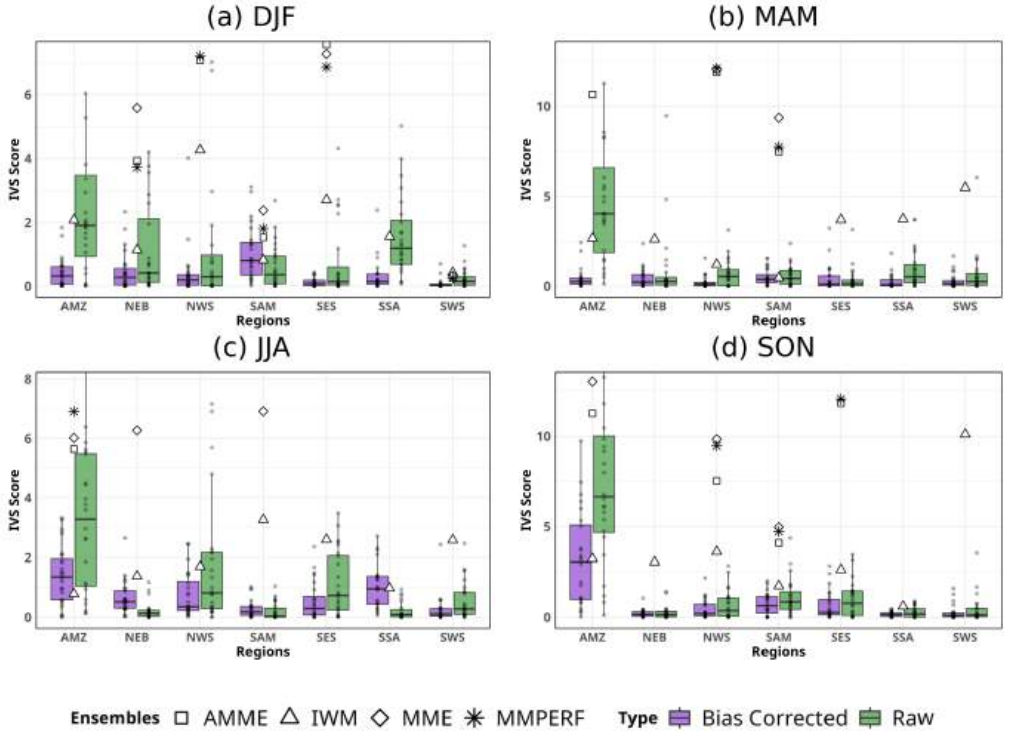


Fonte: elaborado pelo autor (2026).

A análise de dispersão dos boxplots (Figuras 14 a 17 e S23 a S26 no Apêndice) expõe que o ajuste estatístico atua bem em índices de duração temporal e para a mitigar ruídos extremos. Nos índices de dias com precipitação muito intensa, R20mm (Figura S24 no Apêndice), por exemplo, alguns modelos nativos apresentam variabilidades completamente diferentes dos das observadas no início da estação chuvosa de primavera austral, com valores atingindo a marca de 513,0 no IVS. Nestes casos, a aplicação da correção estatística reduz esses máximos para apenas 5,8, uma melhora superior a 98% do desvio. Benefício semelhante ocorre no índice de dias secos consecutivos (Figura 15), em que a correção reduz a incerteza

continental, representada pelos valores de amplitude interquartil, em cerca de 65% a 68% durante os semestres mais quentes, uma melhora das simulações de estiagens prolongadas.

Figura 15 - Boxplots sazonais da variabilidade interanual do CDD nas sete sub-regiões da América do Sul.



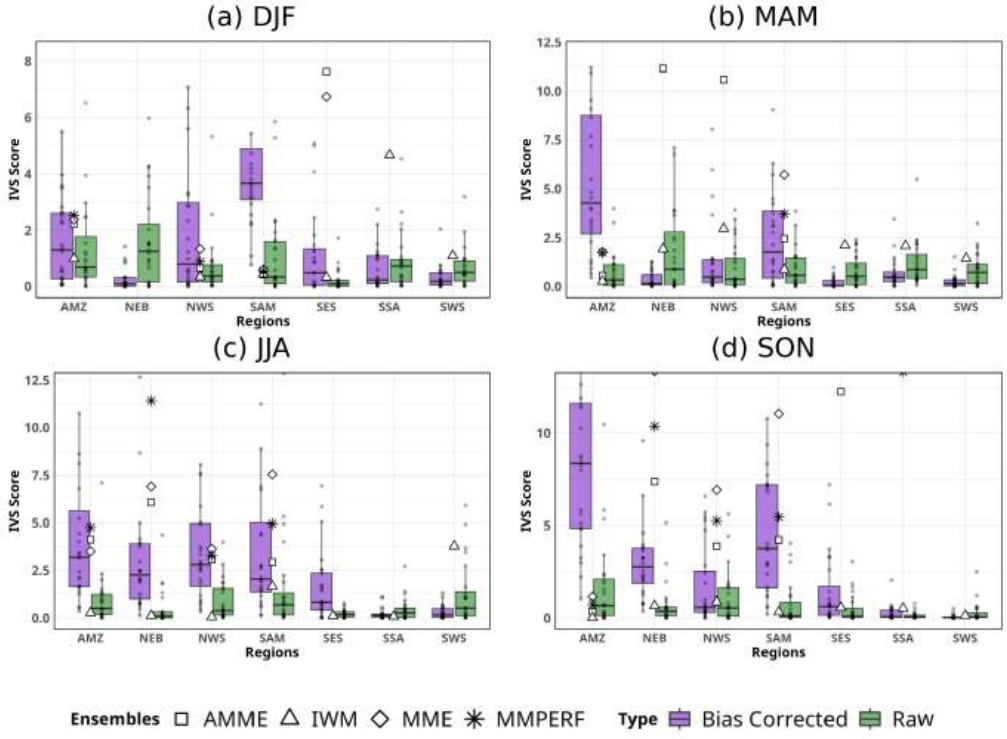
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Em oposição aos resultados anteriores, a QDM degrada a representação da variabilidade interanual em todas as métricas de acumulação volumétrica. Ao ajustar as intensidades diárias para se aproximar da climatologia em índices de volume total de precipitação, PRCPTOT (Figura 14), e grandes acumulados, R95pTOT e RX5day (Figuras 16 e 17), o método acaba ampliando as diferenças de chuva de um ano para o outro, gerando picos falsos de seca ou excesso, o que compromete a representação da massa total de água. Durante o inverno austral, a média entre todos os modelos da mediana do IVS de RX5day (Figura 16) aumenta de 0,29 nos dados nativos para 1,27 após a correção, uma superestimação de erro superior a 330%. Da mesma maneira, a dispersão interquartil dos modelos para precipitações extremas (Figura 17) teve aumentos maiores que 540% durante a primavera austral.

A recomendação de uso de dados nativos ou corrigidos variam a depender da sub-região. Em áreas governadas pela intensa atividade convectiva e pelas flutuações do Sistema de Monção, o que inclui a Bacia Amazônica, o Nordeste e o vasto planalto central, os modelos nativos demonstram ter resultados mais

confiáveis. Destaca-se ainda que nestas áreas tropicais, o retorno intermitente das chuvas de SON é melhor simulado pelas parametrizações originais dos modelos, superando os dados corrigidos em aproximadamente 80% das combinações na Amazônia e no Sistema de Monção.

Figura 16 - Boxplots sazonais da variabilidade interanual de RX5day nas sete sub-regiões da América do Sul.



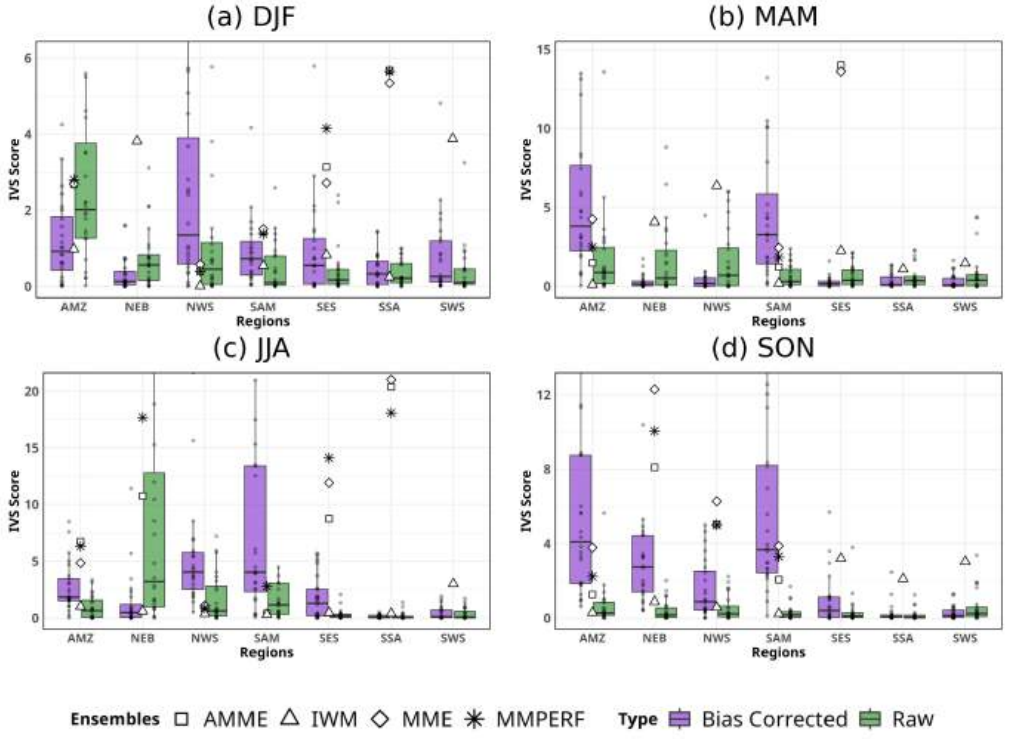
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Nas latitudes extratropicais e na costa andina meridional, onde o regime hídrico é dominado pela baroclinia, pelos sistemas frontais e pelos ventos de oeste, a correção estatística ganha destaque. Nessas áreas de comportamento mais previsível, o ajuste alinha bem a amplitude temporal à observação histórica, superando as simulações nativas em mais de 70% das combinações durante o outono austral e em 63,5% durante o pico das chuvas de inverno chileno.

Quanto aos ensembles, os métodos não ponderados, MME e AMME, ou o método de ponderação simples por desempenho, MM-PERF, resultam em uma representação muito pobre da variabilidade temporal. Ao sobrepor diferentes grades de dados, essas técnicas suavizam os picos de precipitação extremos e espalham essa precipitação mais fraca por áreas muito maiores, afetando principalmente as estações de transição. Durante o outono austral, o MME, para o índice de dias úmidos consecutivos (Figura S23 no Apêndice), mostra um IVS de 88,7 no Nordeste

Brasileiro, indicando uma não representação da atuação da ZCIT, a qual é substituída por uma garoa constante. Efeito similar ocorre no Extremo Sul e Sudeste durante as passagens de sistemas frontais de inverno e primavera austrais, onde a média simples descaracteriza a magnitude desses eventos extremos, resultando em valores de IVS superiores a 30,0 e 40,0 para os índices RX1day e SDII (Figuras S25 e S26 no Apêndice), respectivamente.

Figura 17 - Boxplots sazonais da variabilidade interanual de R95pTOT nas sete sub-regiões da América do Sul.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

O IWM se mostra o único *ensemble* viável para preservar a variabilidade sul-americana. Ao dar menos peso aos modelos com erros temporais e priorizar aqueles que representam bem a estação, o IWM consegue manter a força dos picos de precipitação sem distorcer o ciclo sazonal. Durante o trimestre de inverno austral, o *ensemble* praticamente elimina o erro interanual para o PRCPTOT nas regiões em que esta é a estação seca, registrando um IVS de apenas 0,02 na Amazónia e 0,05 no Nordeste. Mais notável ainda é o seu efeito durante o retorno das monções na primavera austral, onde a agregação por diversas vezes ultrapassa a média dos modelos individuais corrigidos para índices de precipitação intensa, como o RX5day que registra um IVS médio continental de 0,45 contra uma média de 3,13 para as correções estatística. O IWM se mostra uma alternativa tão robusta quanto os modelos corrigidos individualmente, e às vezes até mesmo superior.

Dados esses resultados, a compreensão das limitações na dimensão temporal soma-se às da dimensão espacial, fundamentando a etapa conclusiva de avaliação dos modelos e *ensembles*, apresentada na próxima subseção (4.1.5), a qual consiste em unificar os indicadores da distribuição espacial, tendências e sincronia interanual em um único índice de classificação, utilizando o MR. Esse procedimento evidencia o desempenho geral de cada modelo climático, nativos e corrigidos, e *ensemble* para a América do Sul.

4.1.5 Desempenho Global dos Ensembles e dos Modelos Nativos e Corrigidos

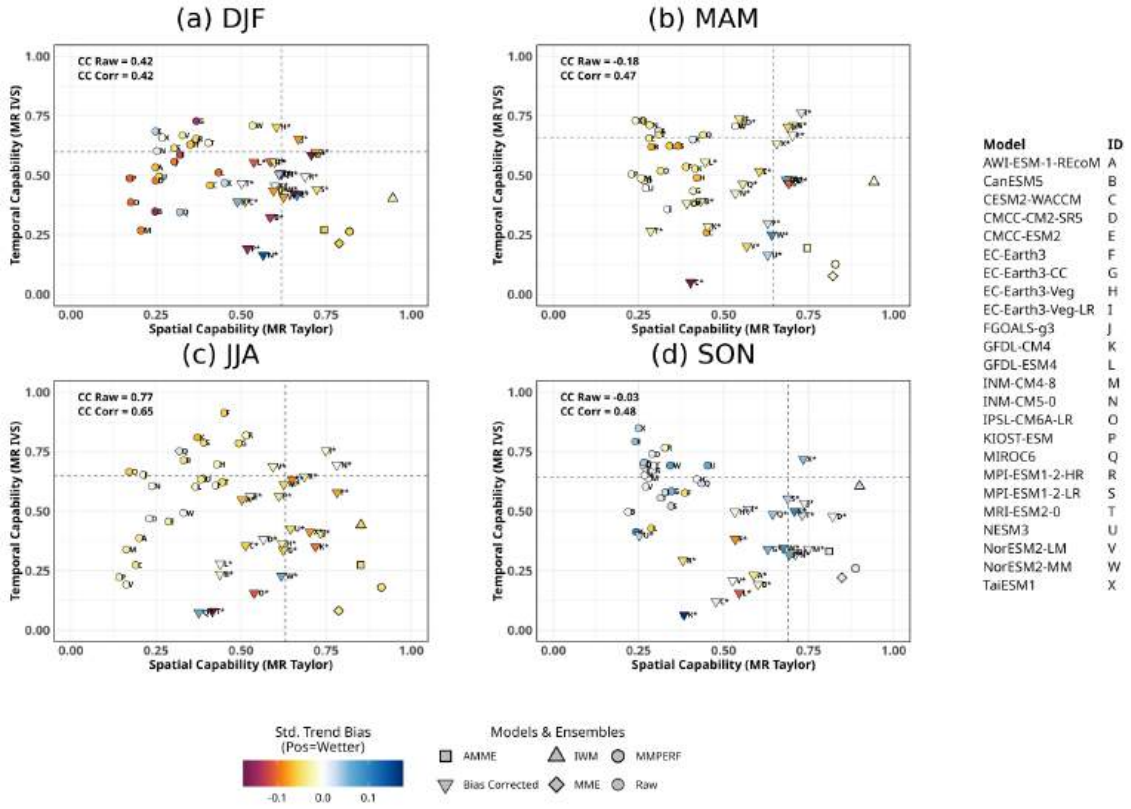
A etapa final da avaliação da correção de viés e *downscaling* consiste em unificar as métricas espaciais e temporais por meio do índice MR. Como é inviável somar diretamente erros de naturezas diferentes, este método converte o desempenho dos modelos em posições de ranqueamento. O objetivo é identificar quais simulações individuais e métodos de *ensemble* apresentam o melhor desempenho geral, medindo a distância matemática até o cenário de desempenho perfeito, nota 1 no espaço e 1 no tempo.

Na avaliação dos modelos individuais, os resultados extraídos desta métrica expõem que o ajuste estatístico os coloca nas primeiras posições do ranqueamento em todas as sete sub-regiões e ao longo das quatro estações do ano. Na avaliação dos *ensembles*, o IWM se destaca como a única metodologia capaz de alcançar o mesmo nível de precisão dos modelos individuais com alto desempenho. No entanto, a análise mostra que os motivos físicos por trás destes bons posicionamentos, tanto dos modelos corrigidos quanto do IWM, mudam a depender da região e da estação.

Na Amazônia (Figura S27 no Apêndice) e no Sistema de Monções (Figura 18), o êxito dos modelos corrigidos ocorre por compensação estatística. Nessas áreas tropicais, a física original dos modelos representa bem a variabilidade temporal, mas tem deficiências expressivas na distribuição espacial devido à dificuldade comum em modelos climáticos globais em parametrizar a convecção profunda (Negron-Juarez *et al.*, 2024). A QDM corrige os padrões espaciais tão bem que o ganho compensa as limitações na representação temporal. Além disso, no inverno do SAM, auge da estação seca (Silva e Kousky, 2012), o ajuste corrige uma importante deficiência dos modelos nativos, os quais operam com um coeficiente de correlação de -0,77, indicando que acertar o espaço significa falhar na

representação das chuvas esporádicas. O método aprimorou este valor para +0,65, promovendo uma otimização das duas dimensões. Neste mesmo cenário de forte sazonalidade, o MME mostra seu pior desempenho, consequência da suavização da ZCAS pela média simples.

Figura 18 - Desempenho espaço-temporal sazonal na região do Sistema de Monção (SAM). Os valores em cada quadro indicam a correlação do conjunto de modelos originais (CC Raw) e corrigidos (CC Corr).

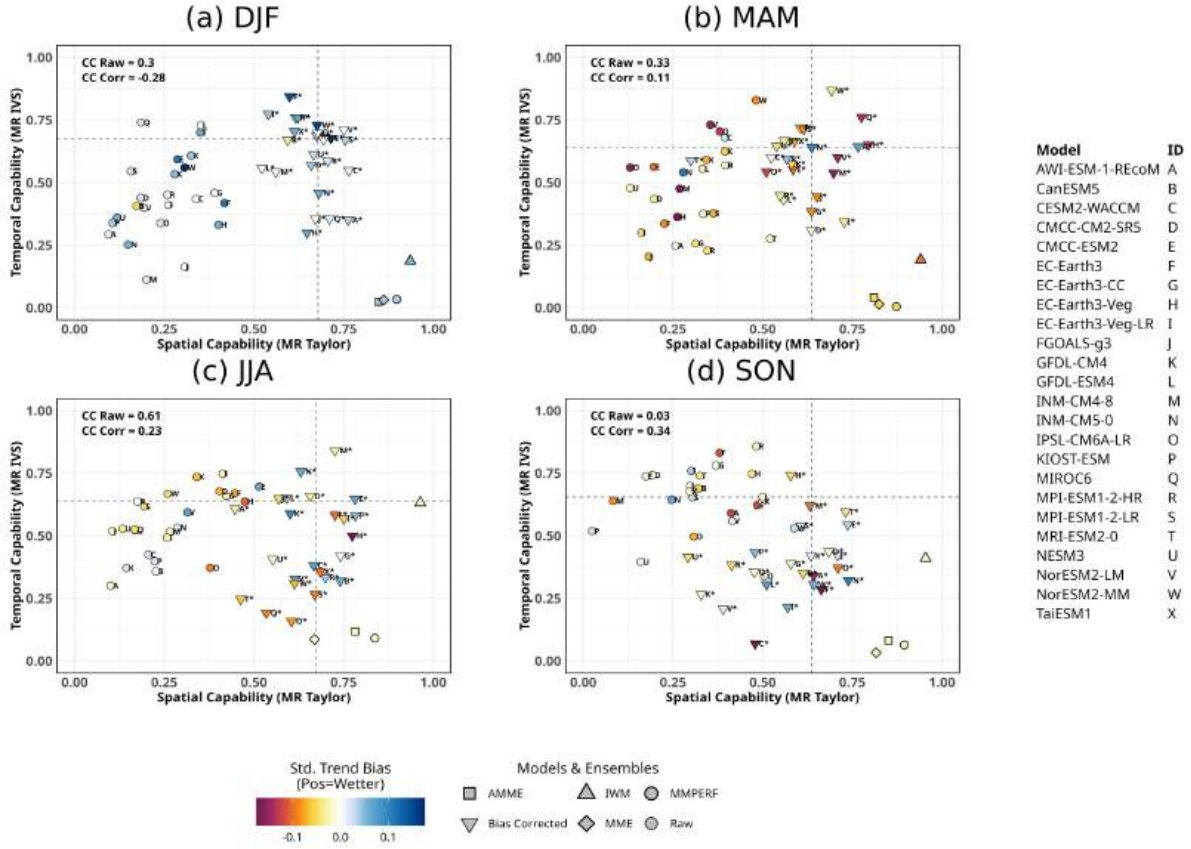


Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Durante a quadra chuvosa do Nordeste Brasileiro, os meses de verão e outono austrais (Figura 19), período em que a precipitação é governada por sistemas de grande escala, como a ZCIT (Hastenrath, 2012), os modelos submetidos a correção de viés se mostram superiores, exibindo melhoras tanto da nota espacial quanto da temporal. Contudo, esta eficácia é limitada durante a primavera austral, fase de preparação para a transição da estação seca para a chuvosa (Vasconcelos Júnior, Gandu e Costa, 2014), onde a física original dos modelos supera o ajuste matemático na representação da variabilidade interanual, registrando um IVS médio de 0,35 para as simulações nativas, contra 0,62 para as corrigidas. Forçar um ajuste matemático durante esta estação descaracteriza a variabilidade do semiárido, pois suprime as oscilações que marcam o retorno das chuvas. Os dez melhores modelos da primavera austral são divididos igualmente

entre modelos nativos e corrigidos, é nessa incerteza que os *ensemble* demonstram o seu maior valor. O IWM alcança o seu desempenho máximo nesse período, superando todos os modelos individuais. Ao atribuir pesos menores aos modelos com baixa capacidade de representação dos padrões espaciais, o método evita que distorções locais afetem a grade final, resultando em valores otimizados da distribuição de chuvas no Nordeste.

Figura 19 - Desempenho paramétrico espaço-temporal sazonal no Nordeste Brasileiro (NEB). Os valores em cada quadro indicam a correlação do conjunto de modelos originais (CC Raw) e corrigidos (CC Corr).



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

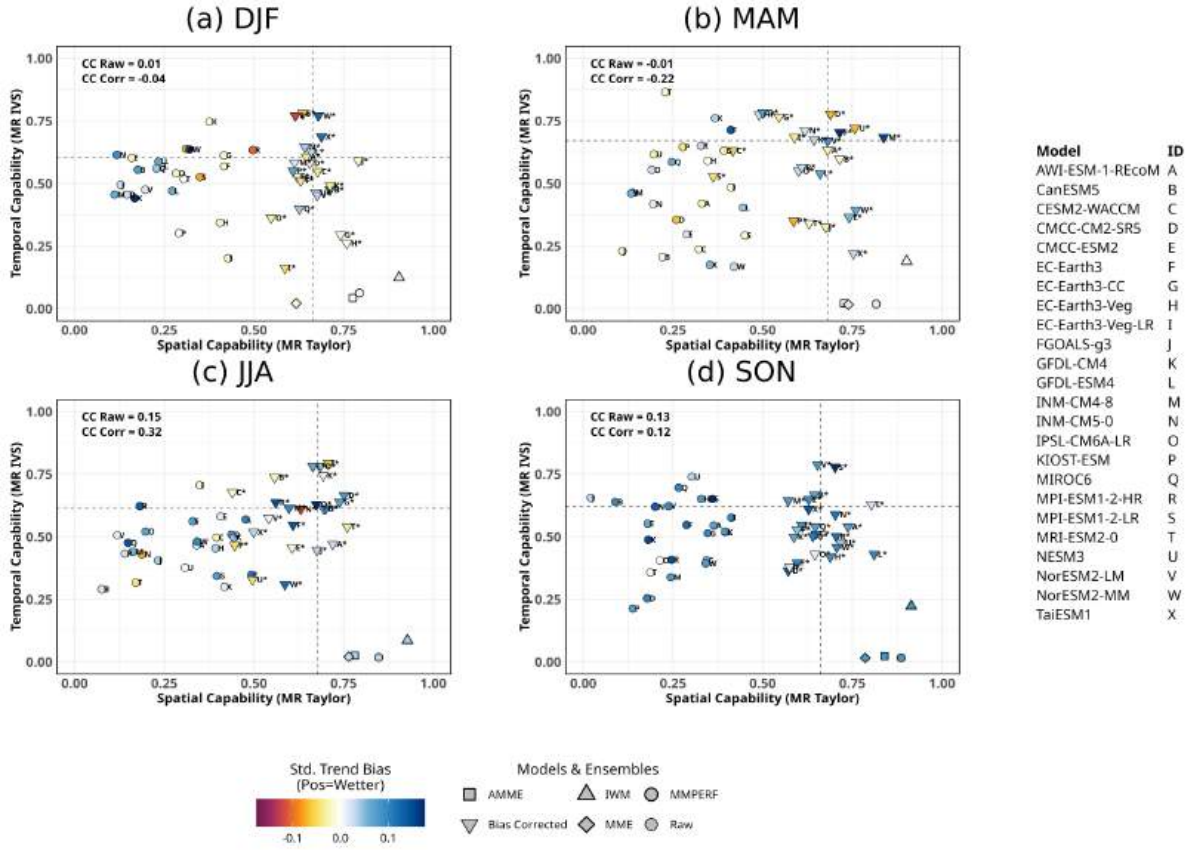
No Noroeste (Figura S28 no Apêndice) e o Sudoeste (Figura 20), os modelos sem correção tem desempenhos baixos devido à resolução espacial nativa, insuficientes para simular gradientes topográficos tão extremos como a Cordilheira dos Andes e a sua interação com a costa do Pacífico (Almazroui *et al.*, 2021; Pabón-Caicedo *et al.*, 2020). A avaliação sazonal revela que a correção de viés e *downscaling* atuam bem na melhora da representação espacial, atingindo o seu máximo desempenho durante o inverno do Sudoeste. Nesta estação, importante para a recarga hídrica da região de clima mediterrânico chileno (Garreaud *et al.*, 2017), o ajuste estatístico além de dobrar os valores de desempenho espacial,

aumenta a nota temporal, fazendo com que o coeficiente de correlação interanual suba de 0,15 para 0,32. O método assegura que o acerto no posicionamento dos sistemas frontais do Pacífico resulte no acerto da sua distribuição temporal. Por outro lado, no outono austral, esse mesmo ajuste reduz a correlação para o campo negativo, com valor -0,22. Mesmo com esse prejuízo, o ganho espacial é tão expressivo que todos os dez melhores modelos em todas as estações do Sudoeste são corrigidos. Esta complexidade orográfica não é bem representada por *ensembles* sem ponderação e pelo MM-PERF, com pior desempenho no verão austral. Em vez de capturar os picos de chuva nas regiões montanhosas, a média aritmética suaviza a distribuição, registrando notas espaciais e temporais quase nulas durante o verão austral, o que transforma a climatologia desta estação em ruído. O IWM supera essa limitação, mantendo-se entre os melhores modelos durante todo o ciclo anual em ambas as regiões. O seu maior destaque é a preservação temporal. Durante o outono, inverno e primavera austrais, o IWM atinge 0,75 no eixo temporal, provando que a ponderação consegue extrair um padrão espacial confiável sem achatar a memória climática das severas secas andinas.

Nas latitudes extratropicais do Sudeste (Figura S29 no Apêndice) e Extremo Sul (Figura 21), a dinâmica atmosférica é amplamente dominada pela baroclinia, com a frequente passagem de frentes frias e formação de ciclogêneses (Mendes *et al.*, 2010). Nestas áreas, o ranqueamento também é liderado pelas simulações corrigidas, mas a análise sazonal expõe os ônus da aplicação do ajuste estatístico. Para corrigir a deficiência dos modelos nativos em distribuir a chuva nessas latitudes, cujas notas espaciais ficam próximas a 0,26 no SSA, o ajuste estatístico promove um grande ganho espacial, elevando os valores para 0,71. Induzir essa calibração matemática prejudica a covariância temporal original, reduzindo o coeficiente de correlação para o campo negativo na maior parte do ciclo, chegando a -0,16 no verão austral e atingindo até -0,26 na primavera do SSA. Quanto aos ensembles, os métodos não ponderados, MME e AMME, deterioram o sinal original. No inverno do Extremo Sul, a média simples reduz a nota espacial a insignificantes 0,04, descaracterizando quase totalmente a representação espacial dos sistemas meteorológicos. Já no verão austral do SES, período de fortes tempestades convectivas (Marengo *et al.*, 2012), o AMME reduz a representação espacial para 0,09, distribuindo as chuvas intensas como um chuvisco fraco e irreal. Em contrapartida o IWM alcançou o segundo lugar no ranqueamento durante o verão e

inverno austrais do SSA, alcançando valores próximos a 0,75 no eixo temporal ao longo de quase todo o ano, expondo sua capacidade de preservar o ciclo dos sistemas extratropicais sem suavizar artificialmente a precipitação.

Figura 20 - Desempenho paramétrico espaço-temporal sazonal no Sudoeste (SWS) da América do Sul. Os valores em cada quadro indicam a correlação do conjunto de modelos originais (CC Raw) e corrigidos (CC Corr).

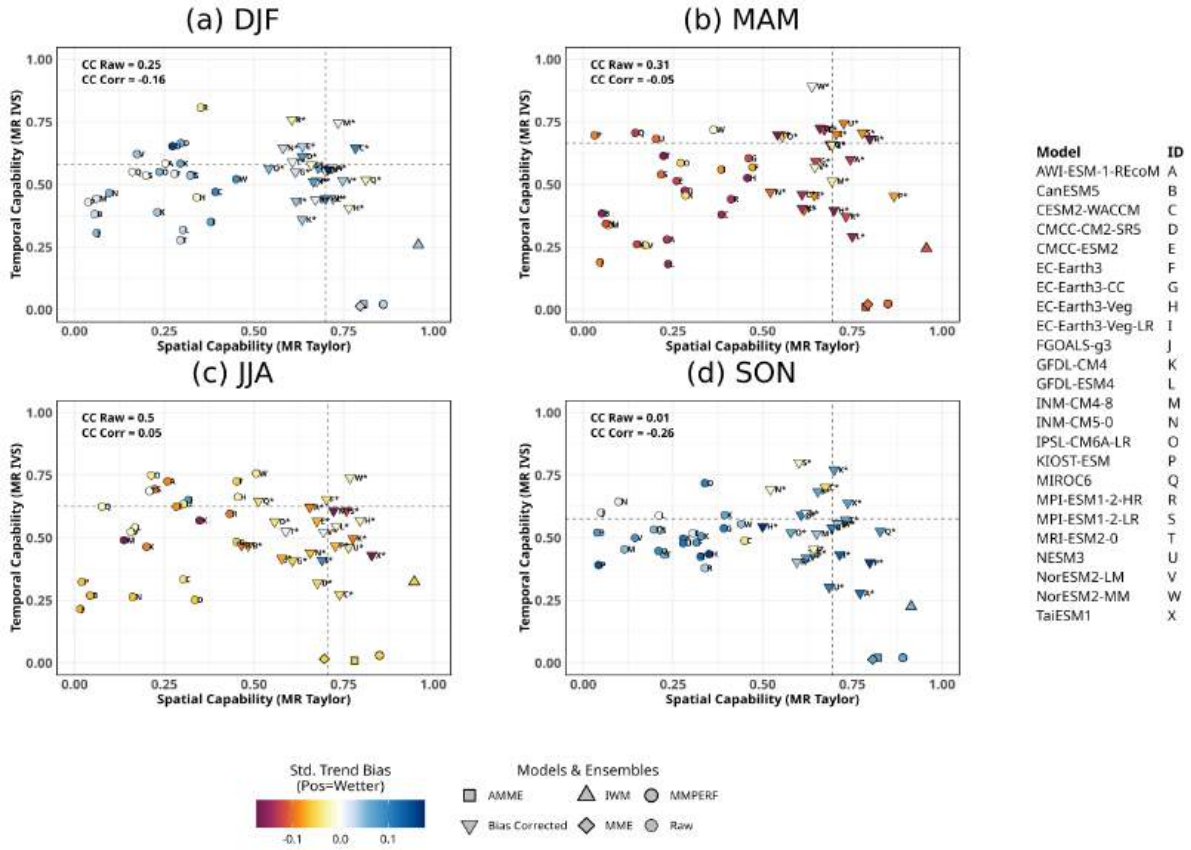


Fonte: elaborado pelo autor (2026).

A avaliação destas sete sub-regiões expõe que os métodos não ponderados, MME e AMME, apresentam deficiências na geração de ensembles. Ao sobrepor várias simulações que posicionam os sistemas atmosféricos em locais ligeiramente diferentes, a média gera uma suavização numérica que afeta todas as estações do ano. Essa homogeneização destrói os gradientes espaciais da Cordilheira dos Andes, suaviza a concentração de chuvas da monção no Centro-Oeste brasileiro e desfaz a passagem das frentes frias no Sul. Por esse motivo, o MME se apresentou frequentemente nas últimas posições dos ranqueamentos em praticamente todo o continente. Um dos poucos destaques dos métodos não ponderados é que a única métrica que eles conseguem capturar com precisão é a regressão linear de longo prazo. Contudo, para estudos de segurança hídrica, agricultura e impactos extremos, que exigem a precisão na distribuição espacial da precipitação e a

intensidade das secas ou fortes chuvas interanuais, os métodos não ponderados se mostram ferramentas matematicamente inválidas.

Figura 21 - Desempenho paramétrico espaço-temporal sazonal no Extremo Sul (SSA) da América do Sul. Os valores em cada quadro indicam a correlação do conjunto de modelos originais (CC Raw) e corrigidos (CC Corr).



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

O IWM se mostra a abordagem mais segura para a América do Sul, com vantagens que superam até mesmo a adoção do melhor modelo individual. Do ponto de vista da gestão de risco climático e em alinhamento com as diretrizes do IPCC, se basear em apenas um modelo climático representa uma vulnerabilidade analítica, pois seu desempenho pode não ser constante para todas as estações e regiões (Chen, Jiang e Li, 2021). O IWM mitiga essa incerteza ao extrair o consenso de múltiplos motores termodinâmicos, alcançando por diversas vezes a primeira classificação no ranqueamento. Exemplos desse alto desempenho é a superação de todos os modelos individuais durante a instável transição de primavera para verão austral no Nordeste, além de se consolidar na segunda posição em momentos críticos do Sistema de Monção e no inverno do Extremo Sul. Essa consistência na representação dos padrões espaciais é acompanhada por sua principal vantagem sobre os modelos individuais, a preservação da variabilidade temporal. Enquanto

simulações individuais frequentemente deterioram a variabilidade temporal para corrigir a distribuição espacial, o IWM alcança por diversas vezes notas próximas a 0,75 no IVS nas várias sub-regiões, atestando sua capacidade de otimizar a distribuição da chuva sem suavizar os picos de anos extremos.

Em resumo, não existe um modelo individual único, nativo ou corrigido, ideal para toda a América do Sul, sendo seus desempenhos dependentes da região em foco, como consolidado nos Quadros 3 e 4. Contudo, caso esteja seja viável utilizar um *ensemble* para aprimoramento dos resultados, o método IWM é a alternativa mais recomendada.

Quadro 3 - Cinco melhores modelos ou ensembles classificados pelo desempenho espaço-temporal por estação do ano para as regiões SSA, SWS e SES. A agregação por IWM está destacada em negrito.

Estação	DJF (Verão)	MAM (Outono)	JJA (Inverno)	SON (Primavera)
SSA (Extremo Sul)	1. INM-CM4-8 (Bias Corrected) **2. IWM (Ensemble)** 3. CESM2-WACCM (Bias Corrected) 4. MPI-ESM1-2-HR (Bias Corrected) 5. CMCC-ESM2 (Bias Corrected)	1. NorESM2-MM (Bias Corrected) 2. NESM3 (Bias Corrected) 3. MPI-ESM1-2-LR (Bias Corrected) 4. CanESM5 (Bias Corrected) **5. IWM (Ensemble)**	1. NorESM2-MM (Bias Corrected) **2. IWM (Ensemble)** 3. EC-Earth3 (Bias Corrected) 4. MPI-ESM1-2-LR (Bias Corrected) 5. INM-CM4-8 (Bias Corrected)	1. GFDL-CM4 (Bias Corrected) 2. MPI-ESM1-2-LR (Bias Corrected) 3. CESM2-WACCM (Bias Corrected) 4. TaiESM1 (Bias Corrected) 5. EC-Earth3 (Bias Corrected)
SWS (Sudoeste)	1. NorESM2-MM (Bias Corrected) 2. MPI-ESM1-2-LR (Bias Corrected) 3. MPI-ESM1-2-HR (Bias Corrected) 4. TaiESM1 (Bias Corrected) **5. IWM (Ensemble)**	1. CMCC-CM2-SR5 (Bias Corrected) 2. INM-CM4-8 (Bias Corrected) 3. NESM3 (Bias Corrected) 4. EC-Earth3 (Bias Corrected) 5. NorESM2-LM (Bias Corrected)	1. EC-Earth3-Veg-LR (Bias Corrected) 2. IPSL-CM6A-LR (Bias Corrected) 3. GFDL-ESM4 (Bias Corrected) 4. GFDL-CM4 (Bias Corrected) **5. IWM (Ensemble)**	1. MPI-ESM1-2-LR (Bias Corrected) 2. NorESM2-LM (Bias Corrected) **3. IWM (Ensemble)** 4. MRI-ESM2-0 (Bias Corrected) 5. CanESM5 (Bias Corrected)
SES (Sudeste)	1. TaiESM1 (Bias Corrected) 2. EC-Earth3-CC (Bias Corrected) 3. GFDL-CM4 (Bias Corrected) 4. EC-Earth3 (Bias Corrected) 5. EC-Earth3-Veg (Bias Corrected)	1. EC-Earth3-Veg-LR (Bias Corrected) 2. NorESM2-LM (Bias Corrected) **3. IWM (Ensemble)** 4. EC-Earth3 (Bias Corrected) 5. KIOST-ESM (Bias Corrected)	1. MPI-ESM1-2-HR (Bias Corrected) 2. EC-Earth3-Veg (Bias Corrected) 3. EC-Earth3-Veg-LR (Bias Corrected) 4. EC-Earth3 (Bias Corrected) 5. EC-Earth3-CC (Bias Corrected)	1. GFDL-CM4 (Bias Corrected) 2. GFDL-ESM4 (Bias Corrected) **3. IWM (Ensemble)** 4. EC-Earth3-Veg (Bias Corrected) 5. EC-Earth3-Veg-LR (Bias Corrected)

Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Quadro 4 - Cinco melhores modelos ou ensembles classificados pelo desempenho espaço-temporal por estação do ano para as regiões AMZ, NEB, NWS, SAM e SES. A agregação por IWM está destacada em negrito.

Estação	DJF (Verão)	MAM (Outono)	JJA (Inverno)	SON (Primavera)
AMZ (Amazônia)	1. INM-CM5-0 (Bias Corrected) 2. MIROC6 (Bias Corrected) 3. IPSL-CM6A-LR (Bias Corrected) 4. TaiESM1 (Bias Corrected) 5. MRI-ESM2-0 (Bias Corrected)	1. MIROC6 (Bias Corrected) **2. IWM (Ensemble)** 3. TaiESM1 (Bias Corrected) 4. FGOALS-g3 (Bias Corrected) 5. CMCC-ESM2 (Bias Corrected)	**1. IWM (Ensemble)** 2. CESM2-WACCM (Bias Corrected) 3. TaiESM1 (Bias Corrected) 4. INM-CM5-0 (Bias Corrected) 5. FGOALS-g3 (Bias Corrected)	**1. IWM (Ensemble)** 2. IPSL-CM6A-LR (Bias Corrected) 3. TaiESM1 (Bias Corrected) 4. INM-CM4-8 (Bias Corrected) 5. KIOST-ESM (Bias Corrected)
NEB (Nordeste)	1. NorESM2-LM (Bias Corrected) 2. EC-Earth3 (Bias Corrected) 3. NorESM2-MM (Bias Corrected) 4. MPI-ESM1-2-LR (Bias Corrected) **5. IWM (Ensemble)**	1. NorESM2-MM (Bias Corrected) 2. MIROC6 (Bias Corrected) **3. IWM (Ensemble)** 4. EC-Earth3-Veg (Bias Corrected) 5. AWI-ESM-1-REcoM (Bias Corrected)	1. INM-CM4-8 (Bias Corrected) **2. IWM (Ensemble)** 3. CMCC-ESM2 (Bias Corrected) 4. INM-CM5-0 (Bias Corrected) 5. CMCC-CM2-SR5 (Bias Corrected)	**1. IWM (Ensemble)** 2. EC-Earth3-Veg (Bias Corrected) 3. MRI-ESM2-0 (Bias Corrected) 4. MPI-ESM1-2-HR (Raw) 5. INM-CM4-8 (Bias Corrected)
NWS (Noroeste)	1. MIROC6 (Bias Corrected) 2. EC-Earth3 (Bias Corrected) 3. TaiESM1 (Bias Corrected) 4. FGOALS-g3 (Bias Corrected) **5. IWM (Ensemble)**	1. CMCC-ESM2 (Bias Corrected) 2. CMCC-CM2-SR5 (Bias Corrected) 3. MPI-ESM1-2-HR (Bias Corrected) **4. IWM (Ensemble)** 5. MRI-ESM2-0 (Bias Corrected)	1. EC-Earth3-Veg (Bias Corrected) 2. EC-Earth3 (Bias Corrected) 3. EC-Earth3-CC (Bias Corrected) 4. CMCC-CM2-SR5 (Bias Corrected) 5. EC-Earth3-Veg-LR (Bias Corrected)	1. EC-Earth3-Veg (Bias Corrected) 2. EC-Earth3-CC (Bias Corrected) 3. TaiESM1 (Bias Corrected) 4. FGOALS-g3 (Bias Corrected) **5. IWM (Ensemble)**
SAM (Monção)	1. FGOALS-g3 (Bias Corrected) 2. EC-Earth3-Veg (Bias Corrected) 3. AWI-ESM-1-REcoM (Bias Corrected) 4. EC-Earth3-CC (Bias Corrected) **5. IWM (Ensemble)**	1. EC-Earth3-Veg-LR (Bias Corrected) **2. IWM (Ensemble)** 3. EC-Earth3-CC (Bias Corrected) 4. EC-Earth3-Veg (Bias Corrected) 5. EC-Earth3 (Bias Corrected)	1. EC-Earth3-Veg-LR (Bias Corrected) 2. INM-CM5-0 (Bias Corrected) 3. MPI-ESM1-2-HR (Bias Corrected) 4. EC-Earth3 (Bias Corrected) 5. MPI-ESM1-2-LR (Bias Corrected)	1. TaiESM1 (Bias Corrected) **2. IWM (Ensemble)** 3. MPI-ESM1-2-LR (Bias Corrected) 4. FGOALS-g3 (Bias Corrected) 5. CMCC-CM2-SR5 (Bias Corrected)

Fonte: elaborado pelo autor (2026).

4.1.6 Conclusões Gerais

A avaliação do *downscaling* e correção de viés QDM mostra que as saídas nativas do CMIP6 apresentam limitações importantes na representação dos extremos de precipitação sul-americanos, com erros espaciais e temporais que variam a depender da sub-região ou estações do ano. A aplicação do ajuste estatístico reduz o MAE em 97,5% das 1.344 combinações analisadas (24 modelos avaliados x 8 índices de extremos de precipitação x 7 sub-regiões) e a área com viés estatisticamente significativo, ou seja, um viés crônico da modelagem, de 40,4% para apenas 7,7% do continente, valor próximo ao limiar teórico do próprio teste estatístico. No entanto, enquanto a correção é superior na dimensão espacial e na estabilização de índices de duração temporal, como CDD e CWD, distorções expressivas na são verificadas na variabilidade interanual de métricas de volume e intensidade, particularmente mais pronunciadas no inverno e na primavera austrais, inflacionando o índice de erro IVS em mais de 330% para índices como RX5day. Na análise de tendências, as simulações nativas se mostram mais consistentes com a realidade ao capturar da taxa de mudança de longo prazo de índices de volume e intensidade máxima em regiões tropicais, enquanto os modelos corrigidos tem a melhor representação de índices de duração. Entre os ensembles examinados, os métodos não ponderados, MME e AMME, apresentaram as maiores limitações para a diversidade climática da América do Sul. A combinação indiscriminada de sistemas de precipitação posicionados em locais diferentes reduziu a amplitude dos máximos e descaracterizou gradientes espaciais importantes. O IWM foi o único método de agregação capaz de equilibrar a precisão dos padrões espaciais e a preservação da variabilidade temporal, superando frequentemente os modelos individuais nativos ou corrigidos. Essa superioridade não decorre da ausência de uma média, mas da utilização da covariância dos erros para reduzir a influência coletiva de modelos que repetem desvios semelhantes. Assim, o método atenua preferencialmente informações redundantes, em vez de suavizar com a mesma intensidade todos os membros do conjunto, preservando melhor eventos importantes do clima sul-americano, como a transição da primavera no Nordeste e a atuação dos sistemas frontais durante o inverno do Extremo Sul.

4.2 Projeções Probabilísticas dos Extremos de Precipitação na América do Sul

"O futuro continua incerto e assim deve ser, pois ele é a tela na qual pintamos os nossos desejos. Desse modo, a condição humana sempre tem à frente uma tela maravilhosamente vazia."

- Frank Herbert, Filhos de Duna

Nesta subseção são apresentadas as projeções probabilísticas dos extremos de precipitação para as sete sub-regiões da América do Sul obtidas a partir do conjunto ponderado de modelos CMIP6 corrigidos pelo *downscaling* e correção de de viés QDM. São avaliados dois cenários de emissões, emissões moderadas, SSP2-4.5, e altas, SSP5-8.5, em três períodos futuros: 2016-2035, 2046-2065 e 2081-2100, sendo este último o período de referência principal para as discussões. A análise é baseada em três métodos de avaliação: as curvas de probabilidade para cada sub-região, que quantificam a chance dos valores projetados ultrapassar um determinado limiar de mudança para cada índice e estação; os mapas de distribuição espacial das anomalias projetadas, que permitem avaliar a extensão territorial desses sinais de mudança; e os mapas de SNR, que verificam a robustez das projeções ao comparar a magnitude da mudança climática, o sinal, com as incertezas e divergências entre os modelos, o ruído. Um SNR de 1,0 significa 68% de confiança que aquele sinal não é um ruído intermodelos e quanto maior o sinal, maior a confiança. Como os pesos variam entre as sub-regiões, os mapas continentais reúnem campos obtidos com diferentes conjuntos de pesos. Descontinuidades leves que coincidam com os limites das áreas devem ser interpretadas como efeito da ponderação regional.

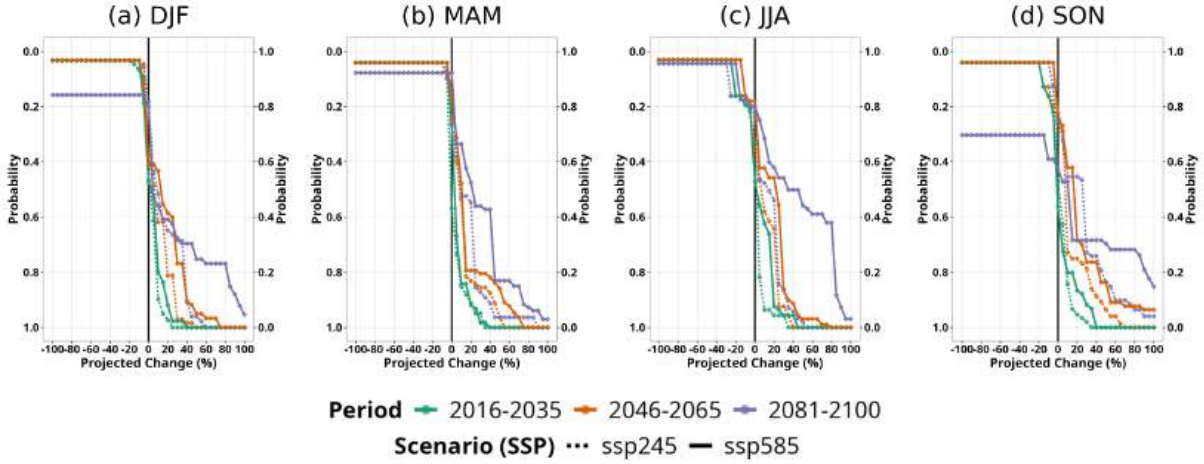
4.2.1 Projeções de Extremos de Precipitação para a Amazônia

O comportamento projetado para os extremos de precipitação na região Amazônica expõem uma perspectiva de grandes alterações no ciclo hidrológico ao longo do século XXI representada por uma forte tendência de ressecamento acompanhada do aumento da intensidade dos eventos intensos de chuva, que se tornarão espacialmente mais concentrados.

O sinal de déficit hídrico progressivo é o padrão de maior concordância entre os modelos em toda a análise. O aumento dos dias secos consecutivos tem o sinal

mais forte, indicando prolongamento das janelas de estiagem. Sob o cenário de altas emissões no final do século, a probabilidade de aumento do CDD ultrapassa os 90% em diversas estações (Figura 22, ver Figuras S30-S34 no Apêndice para demais índices). Espacialmente, essa anomalia cobre praticamente toda a sub-região. No inverno austral, 99,8% de todo o território registra aumento no CDD, com uma intensificação média de 50,4% em seus valores (Figura 23). O alto nível de confiança desta projeção é comprovado por um SNR médio regional de 0,98, com 48,3% da área apresentando valores superiores a 1,0 (Figuras S116-S120 no Apêndice).

Figura 22 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CDD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na região da Amazônia (AMZ).



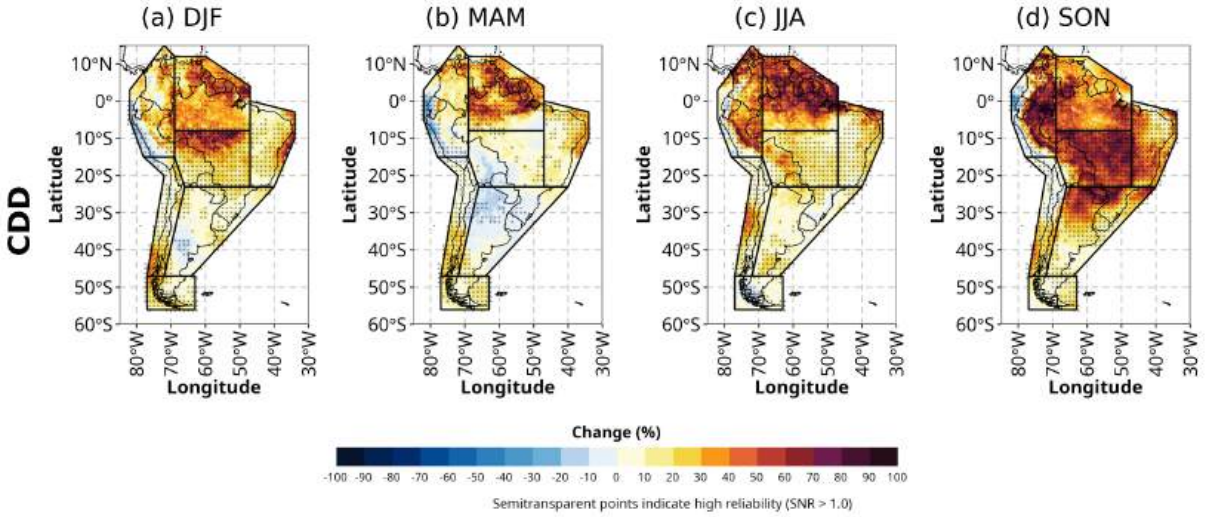
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

As janelas de precipitação contínua projetam forte redução. Durante o verão austral, estação chuvosa da Amazônia central e sul (Souza *et al.*, 2009), a redução dos dias úmidos consecutivos sob o SSP5-8.5 será tão robusta que a probabilidade de qualquer aumento nesse índice será nula já na metade do século (2046-2065) (Figura 24). No fim do século, essa redução abrangerá 97,1% do território, com uma diminuição média de 20,1% na duração desses episódios e com metade da região (50,7%) registrando forte concordância entre os modelos (SNR > 1,0) (Figura 25; ver Figuras S121-S126 no Apêndice para o SNR dos demais cenários e períodos).

O volume total acumulado concorda com o progressivo déficit hídrico, mostrando claros sinais de redução, principalmente durante as estações de transição (Figura 25; ver Figuras S89-S93 no Apêndice para as alterações nos demais cenários e períodos). Na primavera austral, embora 99,5% da área apresente anomalias negativas, com redução média nos valores de 18,3% sob SSP5-8.5 no fim do século, as curvas de probabilidade da região variam em torno de

50% e o SNR médio não é suficiente para garantir concordância (0,61) (Figura 26). Isso indica que, embora o sinal de ressecamento seja territorialmente vasto, os modelos ainda divergem quanto à magnitude exata da redução pluviométrica nesta estação.

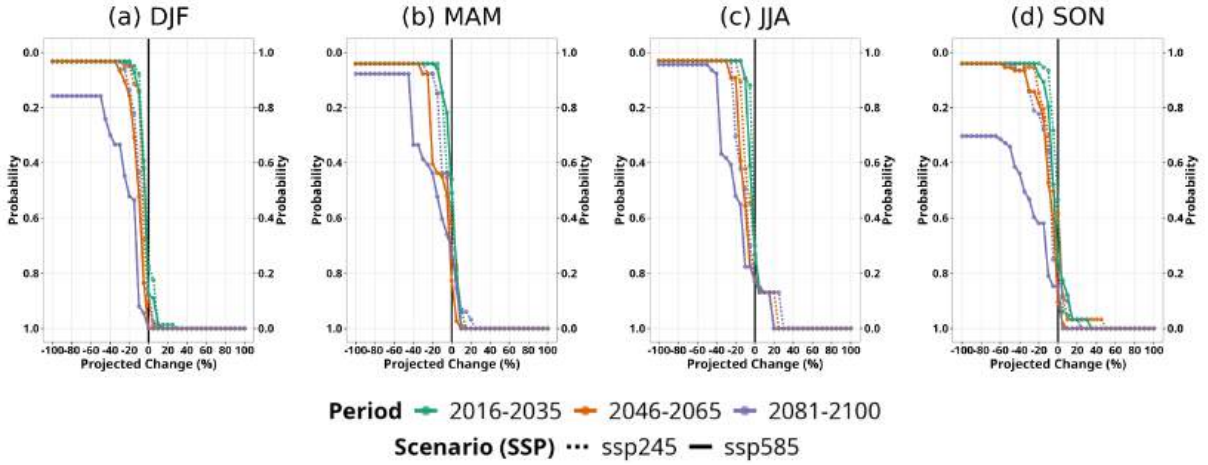
Figura 23 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CDD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Apesar da projeção de um regime mais seco até o fim do século, a energia térmica adicionada ao sistema climático forçará que a umidade restante gere precipitações mais intensas. Mesmo no cenário de emissões moderadas (SSP2-4.5), há uma probabilidade de 68% de que a precipitação resultante de eventos extremos sofra um aumento superior a 10% durante o outono austral no fim do século (Figuras S34 e S111-S115 no Apêndice).

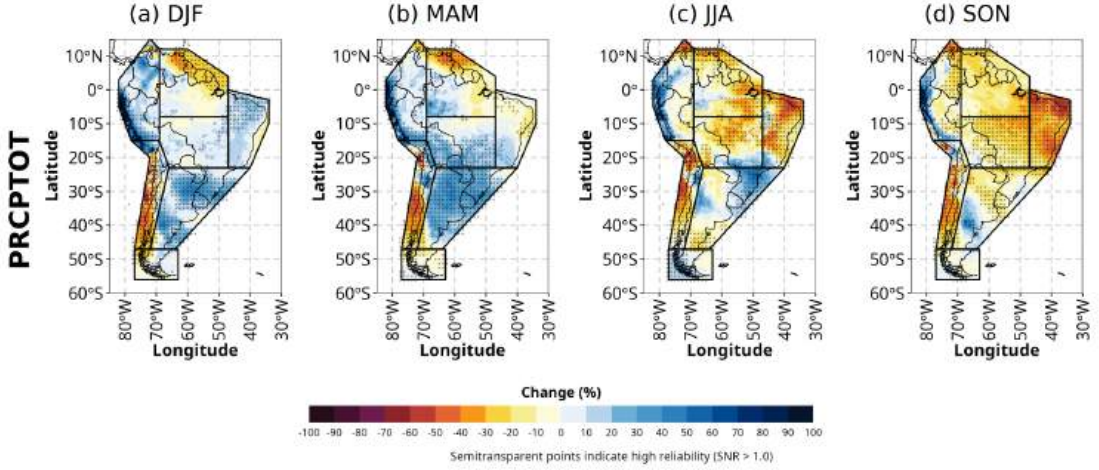
Figura 24 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CWD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Amazônia (AMZ).



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

A distribuição geográfica das anomalias extremas revela que elas tendem a se tornar espacialmente mais localizadas à medida que o forçamento radiativo aumenta. Comparando os cenários durante o outono austral no fim do século, no SSP2-4.5 (Figura 27) o aumento da intensidade diária abrangerá 81,1% da bacia, com magnitude de aumento médio dos valores de 9%. No cenário SSP5-8.5, a floresta sofrerá um ressecamento tão forte que a área capaz de sustentar o aumento de intensidade será reduzida a 61,4% do território, mas os valores nessas mesmas áreas aumentarão 17,7%.

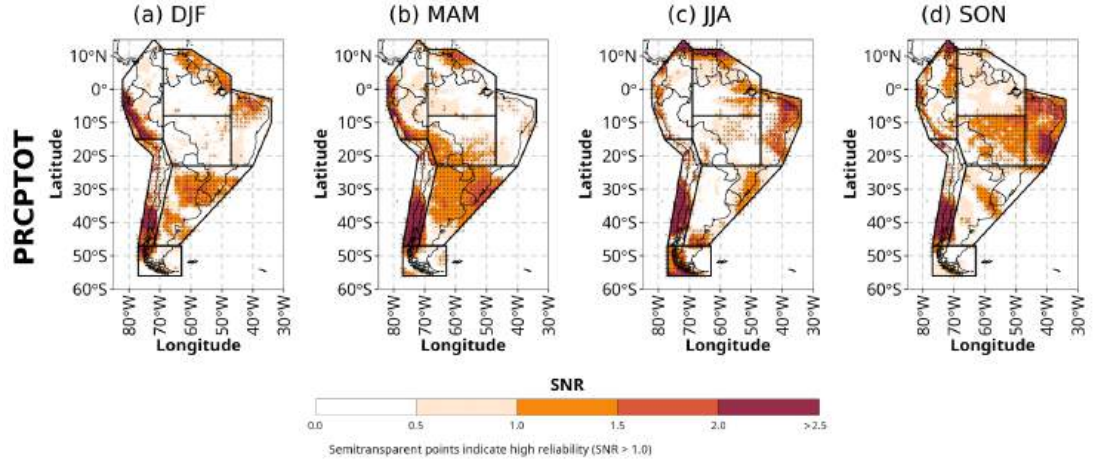
Figura 25 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em PRCPTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

O mesmo padrão é esperado para R95pTOT, a cobertura da área de aumento recua de 79,8%, em SSP2-4.5, para 64,5%, em SSP5-8.5, enquanto os valores médios aumentam de 21% para 24,1% (Figuras S34 e S111-S115 no Apêndice).

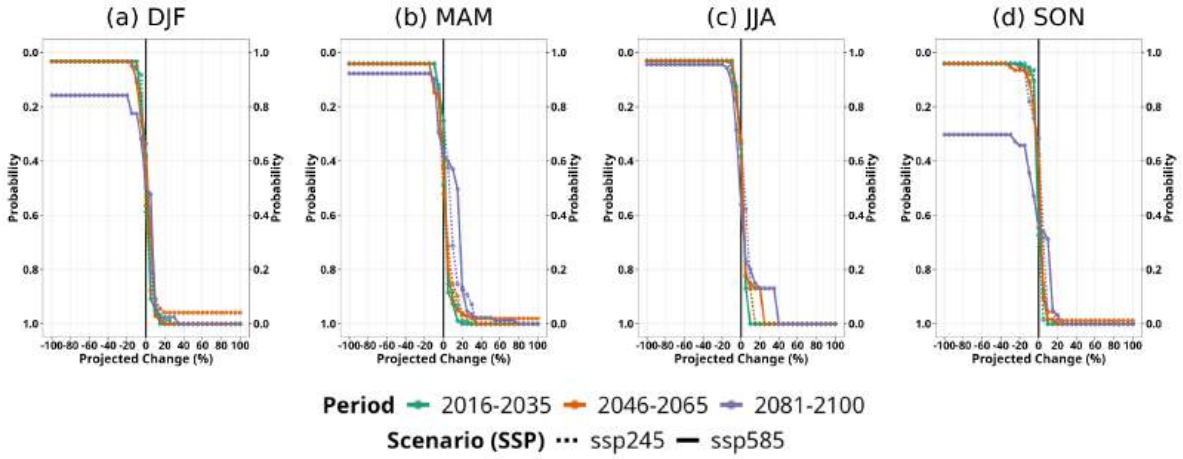
Figura 26 - Distribuição espacial da SNR das projeções de PRCPTOT, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2081-2100.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Em resumo, as projeções mostram que a precipitação da Amazônia encaminha-se para comportamentos extremos e opostos, com secas significativamente mais prolongadas, redução da frequência de chuvas contínuas e tempestades cada vez mais raras, mais isoladas territorialmente e com maior intensidade.

Figura 27 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em SDII exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Amazônia (AMZ).



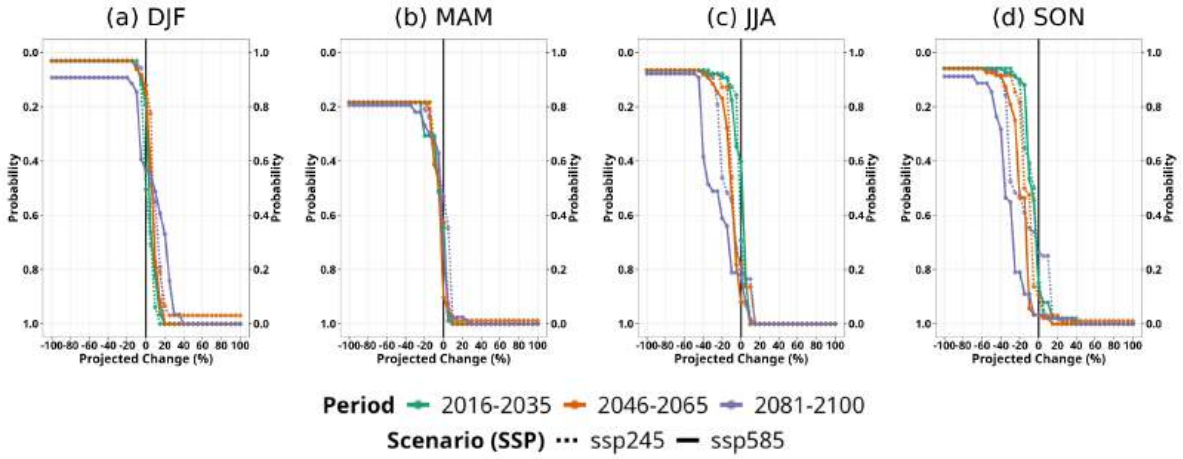
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

4.2.2 Projeções de Extremos de Precipitação para o Nordeste do Brasil

Em contraste com a Amazônia, o Nordeste do Brasil exibe valores médios bem mais elevados de SNR. Nessa região controlada por forçantes de grande escala (Ferreira e Mello, 2005), os modelos concordam bem ao projetar uma polarização do ciclo hidrológico. O semestre seco, de agosto a janeiro, progride para aridez extrema, enquanto a quadra chuvosa trará tempestades intensas, porém intercaladas por longos períodos sem chuva.

O sinal mais forte de ressecamento se apresenta durante a primavera austral, janela que caminha para um esgotamento pluviométrico nos cenários de altas emissões. Já no período de 2046-2065, a probabilidade de que o volume total de precipitação sofra uma redução superior a 10% nesse cenário alcança notáveis 88% (Figura 28). No fim do século, a redução da precipitação atinge 99,9% do território nordestino, com um declínio médio de 35,9% em seus valores (Figura 25). O nível de concordância indica que esse sinal da mudança excederá em muito as incertezas da modelagem, com um SNR médio de 1,46 e aproximadamente 85% do território registrando valores superiores a 1,0 (Figura 26).

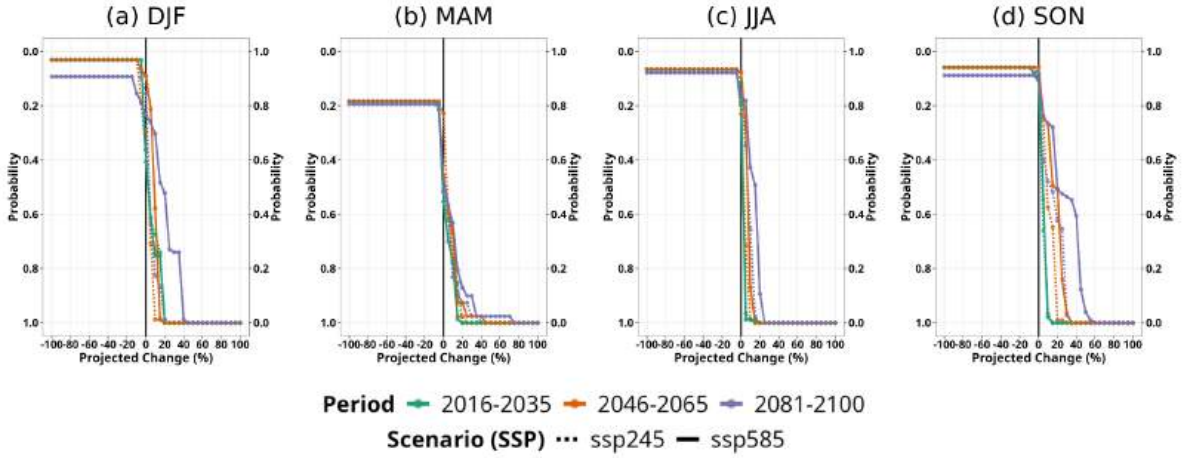
Figura 28 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em PRCPTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Nordeste do Brasil (NEB).



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

O ressecamento no segundo semestre é corroborado pelo aumento do índice de dias secos consecutivos. Na primavera austral, as janelas máximas de estiagem se aumentam em 99,8% da área, também com alta confiabilidade estatística e um acréscimo médio de 35,3% em seus valores (Figuras 29 e 30). Como consequência, os episódios de precipitação contínua, medidos pelos dias úmidos consecutivos, sofrerão redução em 98% da região, com um SNR médio de 1,01 (Figuras S35 e S126 no Apêndice).

Figura 29 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CDD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Nordeste do Brasil (NEB).

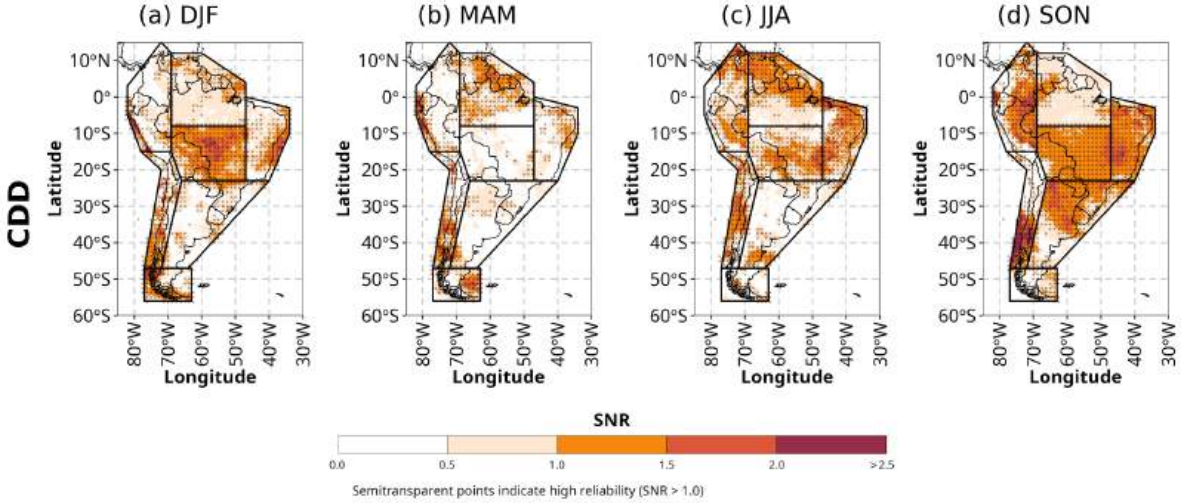


Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Durante o verão austral e início do outono, período que abrange a principal janela de recarga hídrica na maior parte da região, os efeitos são opostos, observando-se uma transição para precipitações muito mais intensas. As projeções de SSP5-8.5/2081-2100 indicam que 99,2% da região terá um aumento considerável

nas chuvas máximas diárias, com acréscimos médios de 23,5% na intensidade das tempestades e 45,1% da área com SNR maior que 1,0 (Figuras S31 e S141 no Apêndice), resultados que apontam para um aumento contínuo do volume das precipitações.

Figura 30 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CDD, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2081-2100.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

As chuvas de alta intensidade acompanharão essa tendência, crescendo seus volumes em 99,6% da região e com acréscimo médio de 30,4% (Figura S40 no Apêndice). A intensidade diária também aumentará em 99,7% da sub-região, sinalizando que a substituição de chuvas moderadas por precipitações torrenciais ocorrerá em escala regional (Figuras S88 e S130 no Apêndice).

No entanto, o aumento das chuvas torrenciais não impedirá a ocorrência de longas estiagens na quadra chuvosa. As projeções do CDD para o verão austral indicam 70% de probabilidade de um aumento superior a 10% nessas janelas (Figura 29). Isso significa que o padrão de precipitação se tornará irregular, com chuvas de alta intensidade se concentrando em poucos dias intercaladas por estiagens prolongadas.

A comparação entre os cenários de emissões indica uma resposta não linear do sistema climático regional. Sob o cenário SSP2-4.5, a probabilidade de aumento no volume total de chuvas de verão é alta, com 80% a 88% de chance até o final do século (Figura 28). No cenário SSP5-8.5 esta probabilidade é reduzida para 57%. Isso indica um limite termodinâmico na região, um maior aquecimento desestabiliza a atmosfera a ponto não garantir uma estação chuvosa mais úmida, restando apenas o aumento das precipitações intensas de curta duração.

A partir desses resultados, verificamos que o Nordeste brasileiro enfrentará o agravamento dos seus dois maiores riscos hidrológicos até o fim dos século, o semestre de inverno e primavera austrais sofrerá uma redução quase total das precipitações, enquanto o verão terá aumento no total pluviométrico promovido por fortes temporais intercalados por maiores períodos de estiagem. A contenção das emissões, o cenário SSP2-4.5, é importante para a região, pois limitará a magnitude dos extremos e preservará a estabilidade de sua principal estação de recarga hídrica.

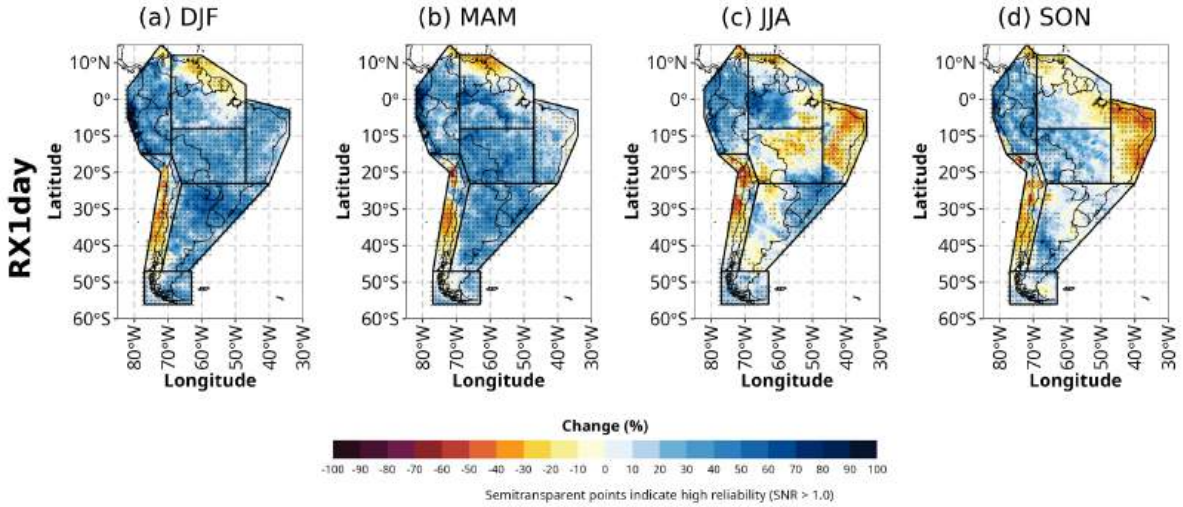
4.2.3 Projeções de Extremos de Precipitação para o Noroeste da América do Sul

O Noroeste da América do Sul abriga uma grande diversidade climática, que inclui a aridez do litoral peruano e algumas das áreas mais chuvosas do planeta, como a costa do Pacífico colombiano e a bacia amazônica ocidental, sendo essas duas regiões separadas pela complexa topografia da Cordilheira dos Andes (Reboita *et al.*, 2010).

As projeções indicam que a região sofrerá um amplo aumento no volume e na intensidade das chuvas na primeira metade do ano, seguido por um forte ressecamento no trimestre de setembro a novembro. Essas projeções possuem altos níveis de concordância intermodelos no cenário de altas emissões, embora a complexidade orográfica dos Andes ainda imponha dificuldades aos modelos de baixa resolução, resultando em um ocultação das incertezas locais mesmo com correção de viés e *downscaling.*

A projeção de intensificação do ciclo hidrológico de dezembro a maio tem sinal forte e com grande cobertura espacial. Durante DJF, sob o cenário de altas emissões no final do século, o volume total de precipitação projeta chance de aumento em 91,8% do território, com um ganho médio de 25,8% na água acumulada (Figura S43 no Apêndice). Na fração da área que apresenta alta confiabilidade estatística, a média de SNR atinge 2,65 (Figura S135 no Apêndice). A precipitação máxima de um único dia, RX1day, terá acréscimos sobre 95,3% do NWS com um ganho médio de 39,1% de volume (Figura 31). A probabilidade desse extremo subir mais de 20% em relação ao período histórico é de 58% (Figura 32). Esses resultados mostram que a chuva será mais concentrada e violenta, sobrecarregando a capacidade natural de infiltração do solo e aumentando o risco de inundações e deslizamentos de terra nas encostas andinas.

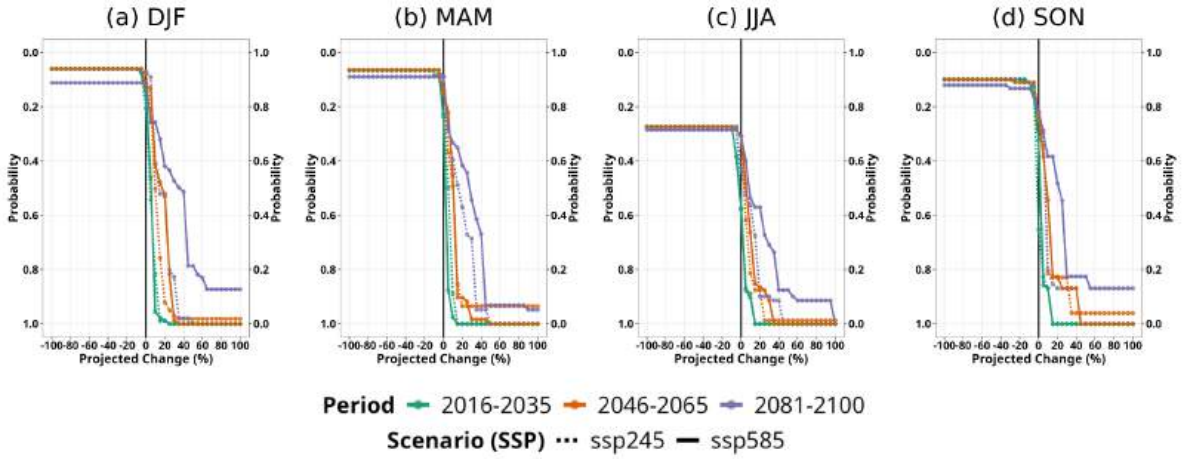
Figura 31 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX1day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Além deste ganho no volume hídrico total no início do ano, a distribuição da precipitação também sofrerá mudanças, com os dias chuvosos consecutivos mostrando probabilidade de redução de 86% em grande parte do território (Figuras 33 e 34), ou seja, as chuvas contínuas essenciais para a manutenção da umidade do solo e das bacias de captação serão substituídas por eventos de alta intensidade intercalados por períodos secos.

Figura 32 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX1day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Noroeste da América do Sul (NWS).

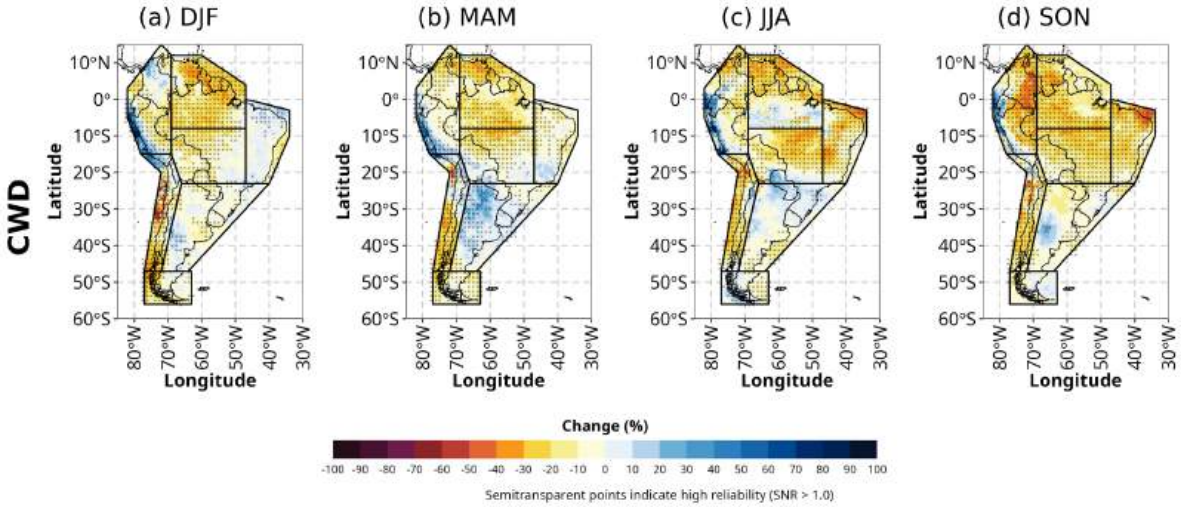


Fonte: elaborado pelo autor (2026).

A segunda metade do ano apresenta uma transição abrupta para o ressecamento, com o pico do déficit projetado durante a primavera austral. Isso representará uma profunda desconfiguração da climatologia regional, já que para a

Colômbia e o oeste da Venezuela, esse trimestre é historicamente um dos dois períodos fundamentais de concentração pluviométrica (Trejo *et al.*, 2016).

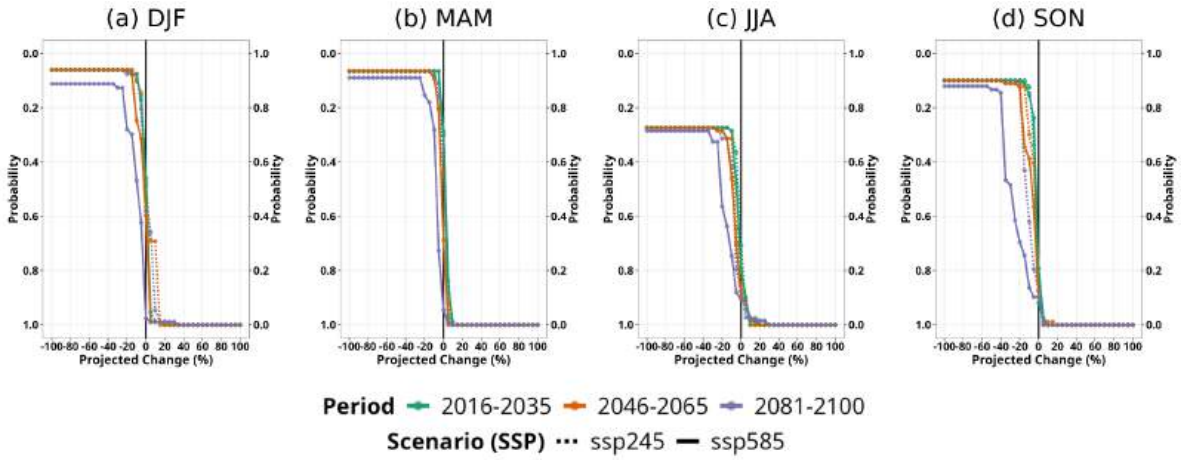
Figura 33 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CWD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

No entanto, as projeções apontam que a precipitação total cairá em 61,3% nesta mesma janela (Figura 25). Em contrapartida, os dias secos consecutivos aumentarão sobre 81,2% do território, impondo um alarmante ganho médio de +51,4% na duração das estiagens contínuas, suprimindo o que deveria ser uma estação úmida na porção norte da região (Figura 23). O sinal desta anomalia seca é tão forte e coerente que o SNR médio atinge 1,15. Nos 56,5% da área que apresenta confiabilidade altíssima (SNR > 1,0), a média de concordância entre os modelos é de 1,44 (Figura 30).

Figura 34 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CWD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Noroeste da América do Sul (NWS).



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Mesmo nesse cenário de escassez hídrica, a chance de as chuvas extremas diárias aumentarem superará os 62% (Figura 32). Isto evidencia que a capacidade da atmosfera em gerar temporais isolados sobreviverá até nos meses de déficit, criando um cenário onde a seca prolongada será pontuada por tempestades súbitas.

Em suma, os resultados apontam que a região projeta grandes mudanças na sazonalidade de sua precipitação, impondo desafios de adaptação. Os ecossistemas locais e as infraestruturas urbanas precisarão suportar grandes volumes de água no primeiro semestre e enfrentar estiagens severas na segunda metade do ano. O cenário de emissões moderadas não é suficiente para impedir o aumento da chuva extrema na região, mas pode conter as suas magnitudes.

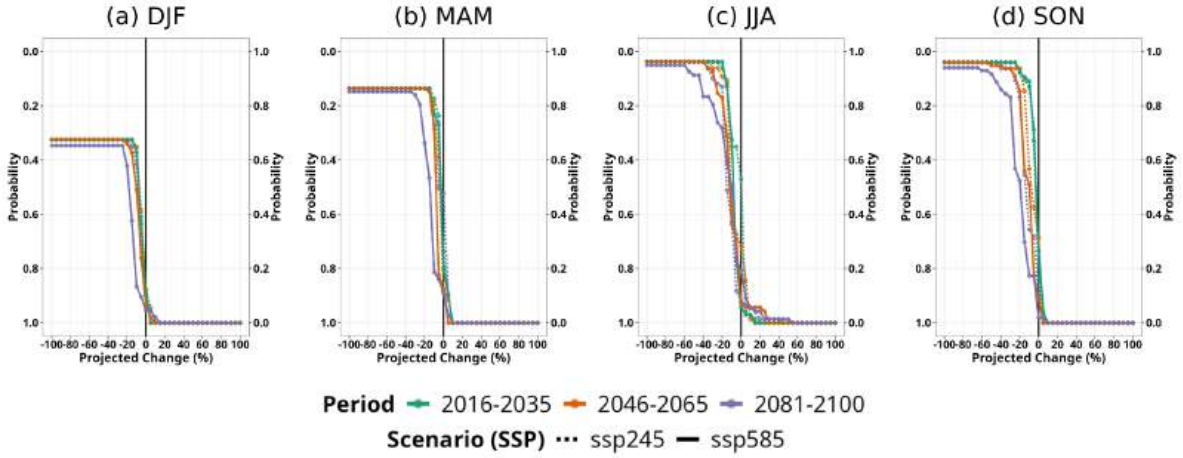
4.2.4 Projeções de Extremos de Precipitação para o Sistema de Monção da América do Sul

A região do Sistema de Monção da América do Sul é importante para o regime hídrico de áreas agropecuárias e o abastecimento de alguns dos principais reservatórios do continente (Gan, Rodrigues e Rao, 2009; Reboita *et al.*, 2022b). Os modelos apresentam altos níveis de concordância e apontam para uma reorganização das características sazonais da região. As projeções indicam um prolongamento da estação seca e uma concentração da precipitação no fim da estação úmida. Essas mudanças resultarão em um atraso nos padrões do regime de monções.

Na primavera austral, é projetada redução da precipitação, atrasando o estabelecimento da monção. Sob o SSP5-8.5 no final do século, o volume total de precipitação indica atenuação em 93,5% do território, com uma redução média de 19,3% dos valores históricos (Figuras 25 e S49 no Apêndice). Simultaneamente, a duração dos períodos de estiagem, representado pelo índice de dias secos consecutivos, aumentará, representando uma atmosfera incapaz de sustentar a precipitação inicial da monção por muito tempo. Os valores desse índice crescem sobre 99,7% da área da sub-região, impondo um aumento médio de 57,8% na duração dessas janelas (Figuras 23 e S47 no Apêndice). Esse prolongamento tem um sinal estatístico de alta confiabilidade, com SNR médio alcançando 1,24, e com SNR maior que 1,0 em 91,9% do território (Figura 30). Esse atraso no retorno das chuvas pode desidratar o solo e afetar os calendários de plantio da região.

O verão austral, período máximo da monção, é historicamente governado pela atuação da ZCAS. Os modelos estimam chuvas mais fortes nessa janela, mas distribuídas de forma irregular. A ocorrência de dias chuvosos contínuos mostra redução em 73,6% da extensão sub-regional (Figura 35), evidenciando uma alteração no perfil da precipitação associada à ZCAS. Em contraste, a chuva máxima diária projeta um aumento médio de 27,4% em quase todo território, mudança corroborada por um SNR superior a 1,0 em 55,7% da área (Figura 36). Isso descreve um verão com fortes veranicos interrompidos por temporais violentos.

Figura 35 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CWD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sistema de Monção da América do Sul (SAM).

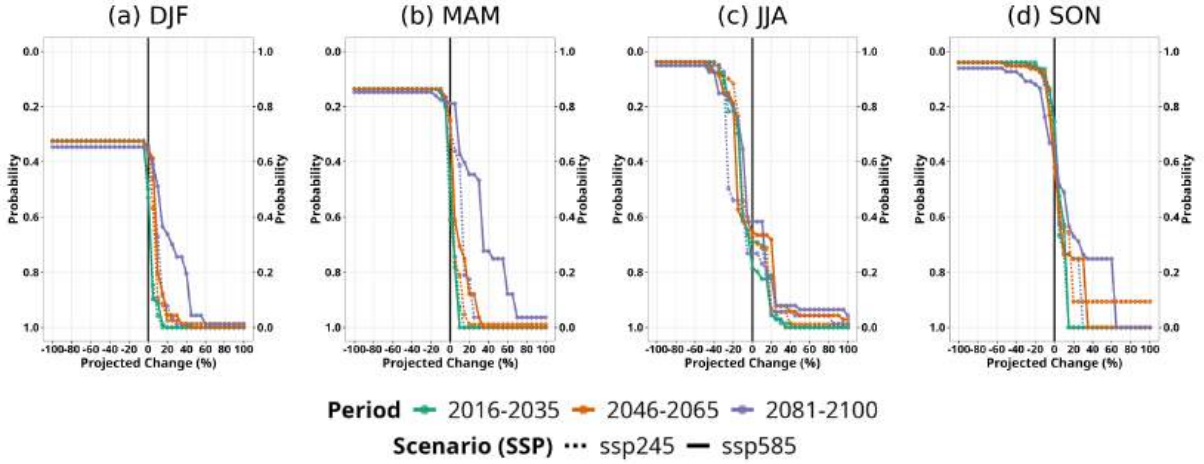


Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Como consequência das irregularidades na fase de início, o outono austral, que deveria representar uma transição gradual para a estação seca, se tornará uma nova janela para eventos de precipitação extremamente intensos devido a energia retida no sistema. A precipitação máxima em um único dia, RX1day, projeta aumento em 99,8% do território, com um ganho médio de 34,2% no volume de água (Figura 36). Este incremento é apoiado por um SNR médio regional de 1,11, atingindo alta confiabilidade em 62,8% da extensão regional (Figura S141 no Apêndice).

Ainda no outono austral, a intensidade diária da chuva projeta aumentos de aproximadamente 20% em praticamente toda a sub-região (Figuras 37 e S48 no Apêndice), enquanto a proporção de chuva proveniente de tempestades severas, R95pTOT, também terá acréscimos em 98,6% do território (Figuras 38 e S52 no Apêndice). Os resultados para essa estação indicam que a finalização do período chuvoso será caracterizado por temporais severos, um grave risco para a produção agrícola e para a população.

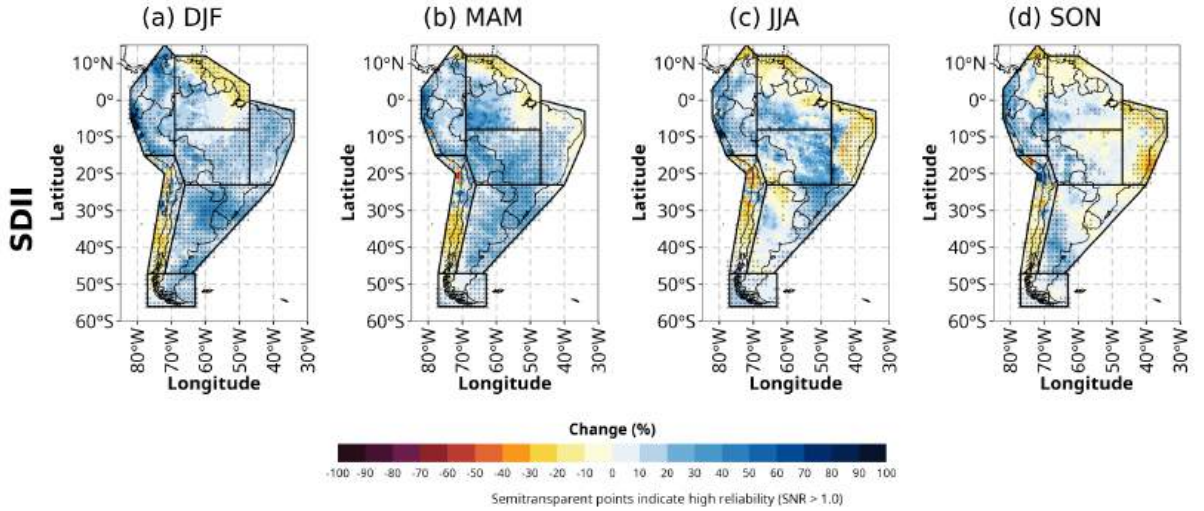
Figura 36 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX1day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sistema de Monção da América do Sul (SAM).



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

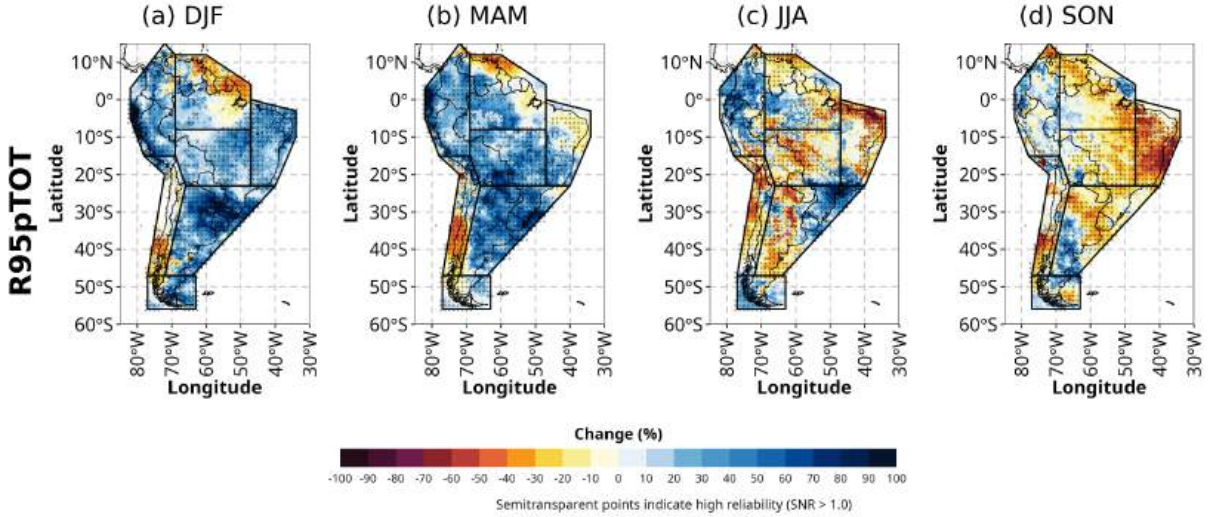
Conclui-se, para as projeções do Sistema de Monções, que a sub-região se encaminha para mudanças que exigem adaptações urgentes resultantes de uma ampla modificação na sazonalidade das precipitações de monção. Cenários moderados não são capazes de reverter totalmente as projeções do atraso esperado no início das chuvas ou a estiagem que se estenderá para a primavera austral, mas podem evitar que os picos de precipitação no outono austral atinjam volumes muito excessivos.

Figura 37 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em PRCPTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura 38 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R95pTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

4.2.5 Projeções de Extremos de Precipitação para o Sudeste da América do Sul

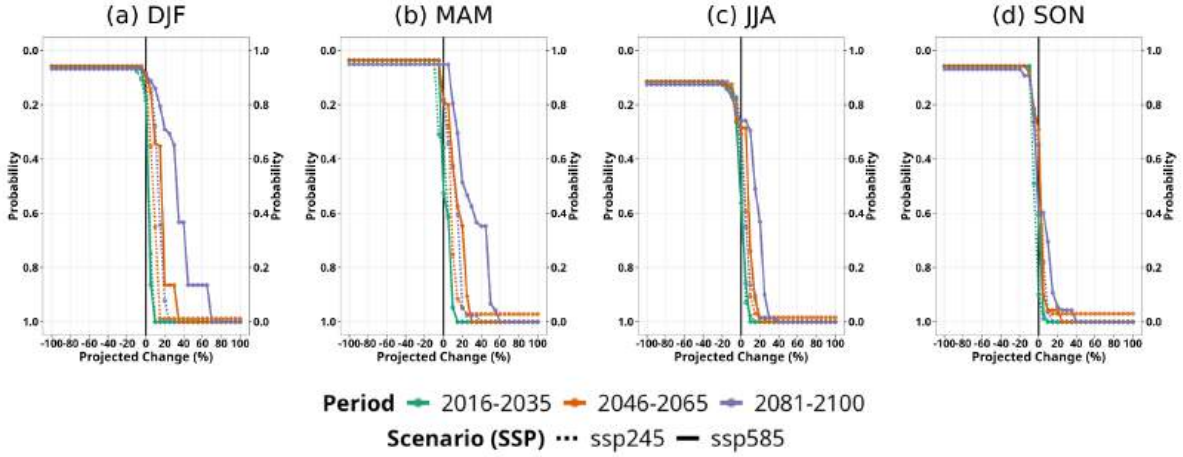
O Sudeste da América do Sul, região com características climáticas diversas, como as áreas de passagens de frentes frias e o regime de planície dos Pampas (Solman, Nunez e Cabré, 2008), projeta uma forte saturação na maior parte do ano e um intenso ressecamento na primavera austral.

Espera-se que essa saturação ganhe força principalmente durante o verão austral, possivelmente impulsionada por alterações nos grandes corredores que fornecem umidade para essa região, como o Jato de Baixos Níveis da América do Sul (Torres-Alavez *et al.*, 2021), e pela intensificação da convecção associada à ZCAS (Zilli *et al.*, 2025). Sob o cenário de altas emissões no fim do século, o volume total de chuva aumentará sobre 94,2% do território com um acréscimo médio de 19,2% na coluna de água (Figuras 25 e S56 no Apêndice). O sinal apresenta um SNR de médio de 0,94, com uma fração de 45,5% do território ultrapassando o limiar de alta confiabilidade, evidenciando robustez no sinal de saturação (Figura 26). O volume máximo concentrado num único dia terá 97,2% da área com um aumento médio de 34% dos valores, com 91% de probabilidade de ocorrência, um forte indicativo de que a precipitação moderada e contínua será substituída por intensas descargas convectivas.

O outono austral, estação de transição marcada pelo avanço dos sistemas frontais sobre a porção sul da sub-região (Oliveira *et al.*, 2024), terá uma grande amplificação da sua capacidade de gerar precipitação, com o volume total de chuva

projetando crescimento em 91,3% da área e impondo um aumento médio de 26,3% nos totais (Figuras 25 e S56 no Apêndice). A confiança estatística é consolidada por um SNR de 1,12, com 72,3% do território ultrapassando a alta confiabilidade (Figura 26). A intensidade diária reforça essa mudança, com acréscimos de aproximadamente 18% em 96,9% da área e um SNR médio de 1,21 (Figuras 39 e S55 no Apêndice). Ainda nessa estação de transição, a chuva proveniente de tempestades severas, R95pTOT, terá ganhos em mais de 94% da região com valores subindo 44% (Figuras 38 e 40). Essa estação de encerramento do semestre úmido será marcada por eventos convectivos severos, precipitando grandes volumes de água sobre um solo já saturado, levando a inundações que trazem riscos para a infraestrutura urbana e rural.

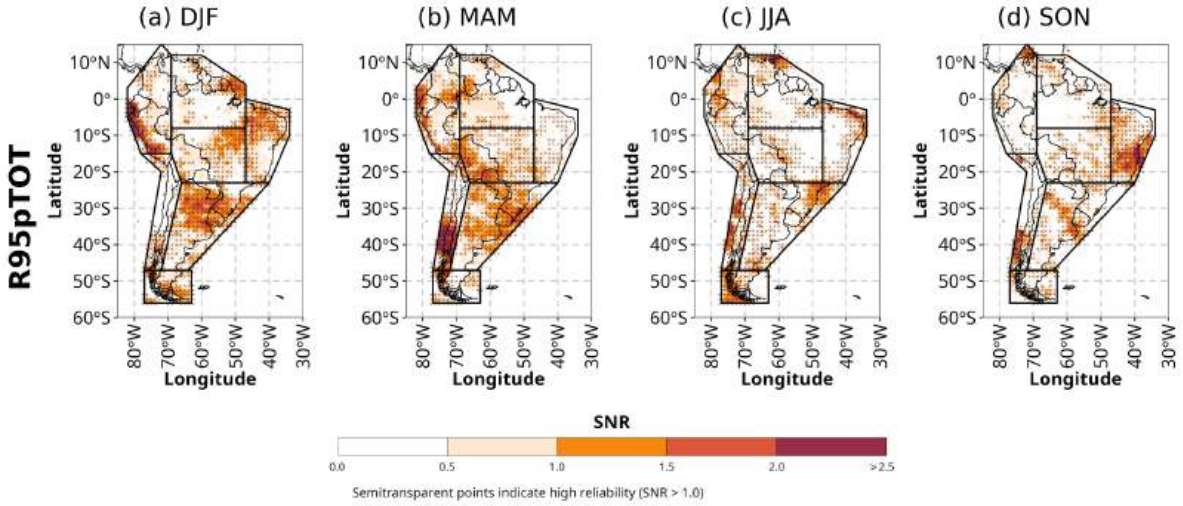
Figura 39 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX1day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudeste da América do Sul (SES).



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

O fornecimento de umidade terá acentuada redução na primavera austral, uma grande mudança em relação a climatologia da sub-região. Essa janela é historicamente um dos principais picos de chuva dos Pampas argentinos durante todo o ano (Podestá *et al.*, 2009). No entanto, o volume total de precipitação projeta queda expressiva em 67,7% da região (Figuras 25 e S56 no Apêndice). O aumento da aridez é corroborado pelo índice de dias secos consecutivos, que aumentará em 99,1% do território com acréscimo médio de 29,4% na duração das estiagens, apresentando alta confiabilidade estatística em 55,2% da área e um SNR médio de 1,13 (Figuras 23, 30 e S53 no Apêndice).

Figura 40 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R95pTOT, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2081-2100.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

A projetada desconfiguração do padrão hidrológico do Sudeste da América do Sul exige adaptações imediatas. A limitação do aquecimento global através de emissões moderadas não é suficiente para mitigar totalmente o sinal de aumento das chuvas intensas na região, mas atuará reduzindo consideravelmente a probabilidade, a magnitude e a extensão espacial das ocorrências de eventos diários extremos. O controle das emissões é fundamental para evitar a consolidação de um regime de alta severidade.

4.2.6 Projeções de Extremos de Precipitação para o Sudoeste da América do Sul

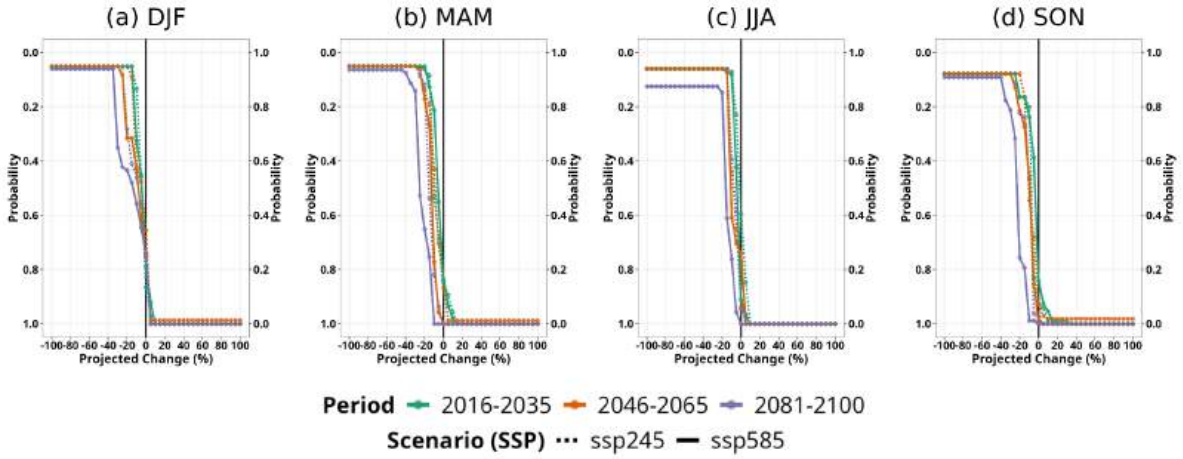
O Sudoeste abriga regimes climáticos bastante distintos, como o deserto hiperárido do Atacama ao norte, o clima mediterrâneo do Chile central, e o clima temperado oceânico da Patagônia ao sul (Sarricolea, Herrera-Ossandon e Messenger-Ruiz, 2017; Voigt *et al.*, 2019). Apesar dessa diversidade, a região como um todo projeta um ressecamento progressivo com um alto grau de concordância entre as simulações. Os modelos indicam uma redução de precipitações ainda mais expressivas nos cenários de altas emissões, o que levaria a região a um estresse hídrico crônico.

O sinal mais crítico é o ressecamento nas estações de transição, outono e primavera austrais, que encurtarão as janelas de umidade. Na primavera, o déficit cobrirá 82% da bacia, gerando uma redução média do volume total pluviométrico de 25,7% sob o cenário de altas emissões no final do século (Figuras 25 e 41). No outono austral, a redução será ainda maior, as áreas com esse sinal tem decréscimo

médio de 31% dos seus volumes. Nesse mesmo índice, a probabilidade de redução dos valores chega a 94% (Figura 41). A robustez estatística é confirmada pelo SNR, 57% da área apresenta alta confiabilidade nessas projeções. O sinal dessa mudança supera amplamente as incertezas da modelagem, com SNR médio chegando a 2,10 nas áreas de alta confiabilidade (Figura 26).

Historicamente, no clima mediterrâneo que detém a principal área habitada da sub-região, o inverno austral representa a principal janela de recarga hídrica. No entanto, o índice de dias secos consecutivos projeta aumentos em 97% do território no fim do século e no cenário de altas emissões, com um crescimento médio de 13% na duração dessas estiagens (Figuras 23 e S67 no Apêndice). Essa mudança tem alta confiabilidade estatística, mais de 42% da bacia com SNR > 1,0 (Figura 30). As projeções também apontam que o inverno perderá sua característica de janela de recarga, uma vez que os intervalos de ausência de precipitação deixarão de ser eventos passageiros e se tornarão a condição predominante.

Figura 41 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em PRCPTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudoeste da América do Sul (SWS).



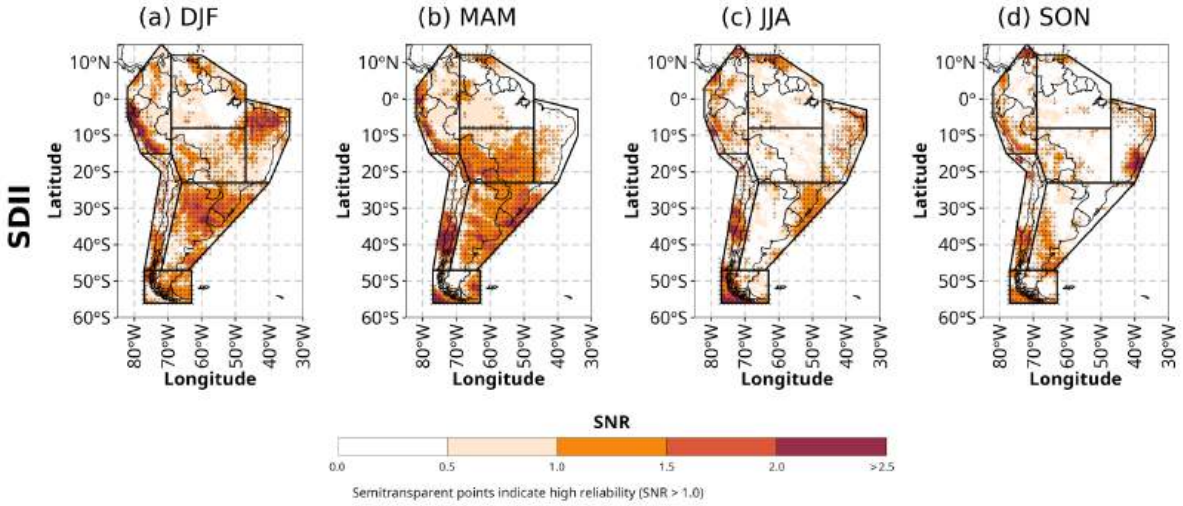
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

O Sudeste também projeta uma expressiva redução da precipitação intensa em todo o território e em quase todos os cenários, inclusive durante o verão austral, período que já é historicamente seco em grande parte da sub-região. Nessa estação, o RX1day, máxima precipitação diária (Figuras 31 e S70 no Apêndice), e R20mm, dias com precipitação intensa (Figuras S72 e S110 no Apêndice), possuem sinal negativo em 60% a 80% do território, o que agrava ainda mais as perdas de volume iniciadas no outono austral. No entanto, nas poucas áreas do território onde a intensidade da chuva projeta aumento, com ganhos de 9% a 18% na magnitude

das tempestades (Figura 37), o nível de concordância entre os modelos é muito elevado, com SNR médio maior que 2,0 (Figura 42), um indício de que restará apenas núcleos isolados de alta precipitação em uma região cada vez mais árida.

Diante desses resultados, conclui-se que a sub-região progride para uma crise hídrica. Os dados mostram uma resposta não linear do sistema climático regional. Quando submetido ao cenário SSP5-8.5, o Sudoeste perde a garantia das chuvas de inverno, importante janela de recarga hídrica, e sofre uma descaracterização das precipitações nas estações de transição. O cenário de emissões moderadas é importante para limitar a supressão quase total das chuvas.

Figura 42 - Distribuição espacial da SNR das projeções de SDII, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2081-2100.



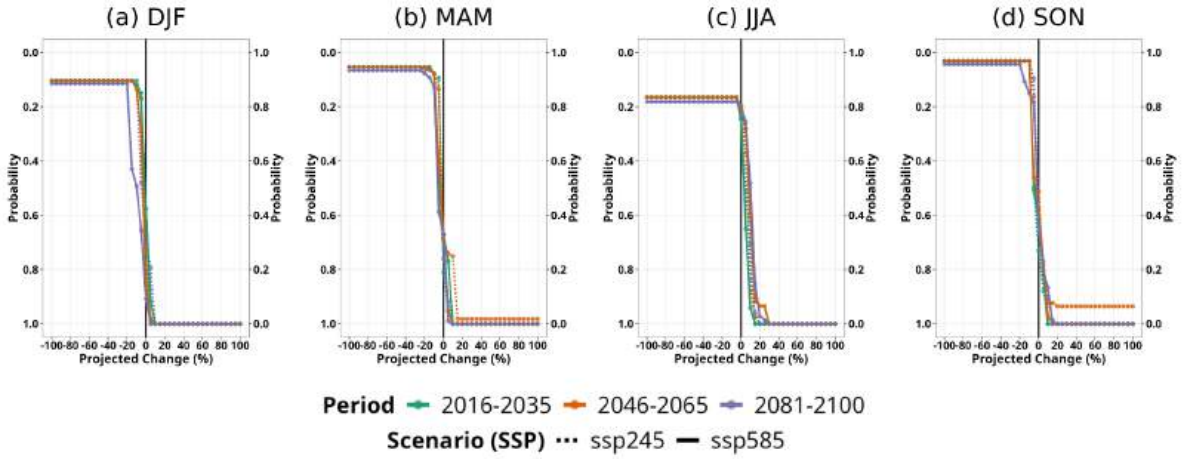
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

4.2.7 Projeções de Extremos de Precipitação para o Sul da América do Sul

O Sul da América do Sul, uma região historicamente governada por extremos, se encaminha para um regime pluviométrico ainda mais severo. O clima atual da sub-região é caracterizado por um forte gradiente zonal gerado pela Cordilheira dos Andes. Enquanto o Chile austral recebe bastante precipitação proveniente dos sistemas frontais de oeste, a Patagônia argentina está sob uma sombra orográfica semiárida (Espinoza *et al.*, 2020; Garreaud, 2009). As projeções apontam que essa diferença histórica terá grande acentuação. A umidade se concentrará principalmente no inverno austral, enquanto as estações quentes e de transição passarão a apresentar maiores períodos de estiagem interrompidos por precipitações de curta duração e alta intensidade.

O sinal de aumento pluviométrico tem o seu máximo durante o inverno austral. Esta estação já é a principal fornecedora de umidade para a porção ocidental da região, mas sob o cenário de altas emissões no final do século, essa recarga se tornará ainda mais intensa. O volume total de precipitação registra projeção de aumento em 89% da extensão regional (Figura 43), com validade estatística sustentada por um SNR médio de 0,95, e quase metade do território (49%) ultrapassando o limiar de alta confiabilidade (Figuras S116-S158 no Apêndice). O índice de intensidade simples aumentará em 95% da área, com um SNR médio de 1,12 (Figuras 37, 42 e S62 no Apêndice). Os dias com precipitação de alta magnitude, R20mm, elevam seus valores em 91% do território, com um aumento médio de 45% da carga hídrica (Figuras S72 e S110 no Apêndice). A intensificação dos sistemas frontais deve se colocar como um dos principais impulsionadores do acrescimo de intensidade dos eventos diários (Deng *et al.*, 2022; Utsumi *et al.*, 2016).

Figura 43 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em PRCPTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sul da América do Sul (SSA).



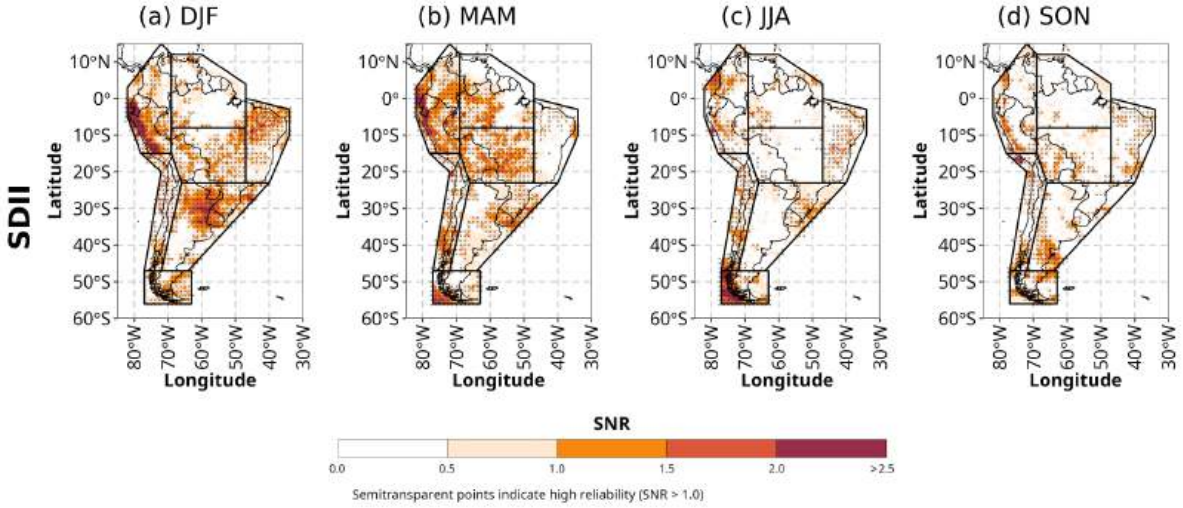
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Segundo as projeções, o verão austral se tornará mais seco, mas com pontuais precipitações intensas, o que agrava a aridez de uma estação que já é historicamente a mais seca no regime hiperoceânico e mediterrâneo da costa oeste. Durante essa janela, a probabilidade de o volume total de chuva sofrer redução chega a 91% (Figura 43). Esse ressecamento é reforçado pelo índice de dias secos consecutivos projetando aumento médio de 14% em sua duração sobre 98,2% do território (Figuras 23 e S60 no Apêndice), com alta confiança estatística em 44,3% da área (Figura 30). Em paralelo, o volume máximo de precipitação em um único dia

crescerá em média 19,2% em quase 92% da extensão regional (Figuras 31 e S63 no Apêndice), SNR superior a 1,0 em 55% da área (Figura S141 no Apêndice).

A redução da precipitação projeta se intensificar ao longo do outono e da primavera austrais. No outono, os dias úmidos consecutivos mostram uma forte redução em 93% da área, enquanto o CDD tem acréscimo de seus valores em 99% (Figuras 23, 33, S60 e S61 no Apêndice). A primavera tem reduções na precipitação contínua em 98,2% do território (Figuras 25 e 43). A intensidade das poucas ocorrências mantém um sinal de aumento, transformando esse intervalo em períodos de severo estresse hídrico.

Figura 44 - Distribuição espacial da SNR das projeções de SDII, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2081-2100.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

O cenário de mitigação SSP2-4.5 não é capaz de impedir esse forte processo de mudanças, porém consegue conter as chuvas de alta intensidade. No verão austral do cenário SSP5-8.5, a cobertura de território com risco de sofrer esse aumento expressivo de intensidade sobe de 24,7% para 62,4% da região (Figura 44). Portanto, reduzir as emissões é importante para suavizar os impactos climáticos na sub-região.

4.2.8 Conclusões Gerais

A análise probabilística das projeções CMIP6 para o século XXI na América do Sul mostra padrões de mudança robustos e diferentes para cada sub-região. Na Amazônia e no Nordeste do Brasil, verifica-se uma projeção de ressecamento para grande parte do território ao mesmo tempo que os eventos extremos diários se intensificam. No entanto, os níveis de concordância intermodelos são bem maiores no Nordeste e uma resposta não linear entre os dois níveis de aquecimento estudados, cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5, compromete a previsibilidade das mudanças futuras, principalmente no verão austral e início do outono austral, o período de recarga hídrica. No Noroeste e no Sistema de Monção da América do Sul, espera-se uma expressiva desconfiguração do calendário hidrológico, com atraso no início das chuvas de monção, supressão dos volumes de água nas estações historicamente úmidas e janelas de precipitações intensas cada vez menores. No Sudeste, os dados indicam que o território alternará entre grande umidade de dezembro a maio e aridez na primavera austral. A sub-região Sul concentrará grandes volumes de umidade no inverno austral, enquanto as estações quentes passarão por uma aridez frequentemente interrompida por chuvas de curta duração. Por fim, na sub-região Sudoeste, os resultados apontam para um ressecamento contínuo em todas as estações, com perda importante das chuvas de inverno que sustentam a disponibilidade hídrica do clima mediterrâneo chileno. Em todas as regiões, mesmo que não reverta as mudanças esperadas, o cenário SSP2-4.5 é decisivo para limitar a magnitude e a extensão territorial dos extremos de maior severidade.

4.3 Avaliação Histórica e Projetada da Disponibilidade Hídrica Climática Regional

> *"O ensinamento correto é reconhecido com facilidade. Sabe-se reconhecê-lo sem erro, porque ele desperta na pessoa aquela sensação de que é uma coisa que sempre se soube."*
>
> **- Frank Herbert, Duna**

A seguir são apresentados e discutidos os resultados da análise relativos a DHC na América do Sul. Esta seção é iniciada com a avaliação climatológica da DHC (subseção 4.3.1), onde são quantificadas as características históricas da DHC através de dados observados e de reanálise, assim como a capacidade do conjunto CMIP6 em representá-la. Em seguida, as subseções 4.3.2 e 4.3.3 avaliam as projeções da DHC e as incidências de secas históricas e futuras, respectivamente. Por fim, são investigadas as influências individuais das forçantes climáticas sobre os padrões regionais (subseção 4.3.4) e a variância explicada por suas atuações combinadas (subseção 4.3.5).

4.3.1 Características da DHC Regional e Vieses do CMIP6

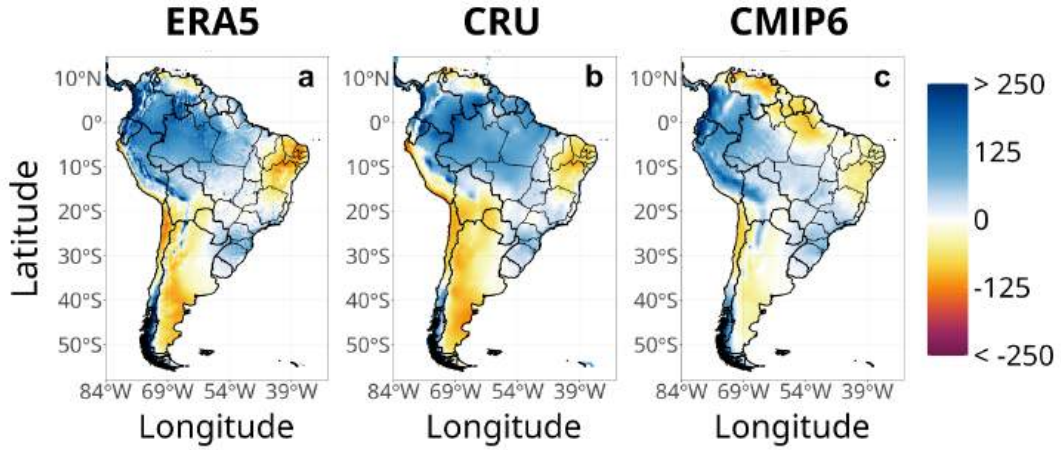
As características climáticas da DHC e os vieses dos modelos CMIP6 foram analisadas em diferentes escalas de agregação temporal. Escalas de curto prazo (1-3 meses) capturam as rápidas variações sazonais, enquanto agregações maiores (6-12 meses) filtram as variações de longo prazo, como as médias interanuais da DHC, importantes para a avaliação de impactos em sistemas de resposta lenta como o armazenamento de águas subterrâneas.

Quanto aos padrões médios da DHC, observa-se uma forte concordância entre os dados de reanálise ERA5 (Figura 45a) e os dados observados CRU (Figura 45b). O *ensemble* do CMIP6 (Figura 45c) reproduz bem a distribuição de umidade continental, com excessos na Amazônia em oposição à aridez do Cone Sul e do Nordeste do Brasil, o que demonstra inicialmente uma confiabilidade no quadro geral, mas é importante destacar que o *ensemble* possui vieses regionais consideráveis. A DHC é fortemente subestimada na porção norte do continente e na bacia Amazônica, enquanto é superestimada no Nordeste do Brasil e na Argentina.

As deficiências da modelagem se tornam mais evidentes quando verificamos seu comportamento ao longo do ano na avaliação sazonal, utilizando a agregação de 1 mês (Figuras 46, 47 e S159).

Durante o verão austral (Figura 46a,e,i,m), os registros observacionais indicam grandes excessos de DHC desde a bacia Amazônica até o sudeste/sul do Brasil, com valores médios de até 270 mm. Embora o *ensemble* (Figura 47a,e,i,m) capture a distribuição espacial dessa umidade, ele atenua os valores amazônicos para 150-200 mm, além de estender de forma irreal condições de ressecamento, valores negativos da DHC, para o interior da bacia. Na investigação das regiões historicamente caracterizadas por déficits, o *ensemble* subestima a aridez da porção sul do Cone Sul e do Nordeste brasileiro, enquanto superestima na região da Colômbia-Venezuela.

Figura 45 - DHC média (mm) com agregação temporal de 12 meses para os conjuntos de dados históricos ERA5 (a), CRU (b) e CMIP6 (c).



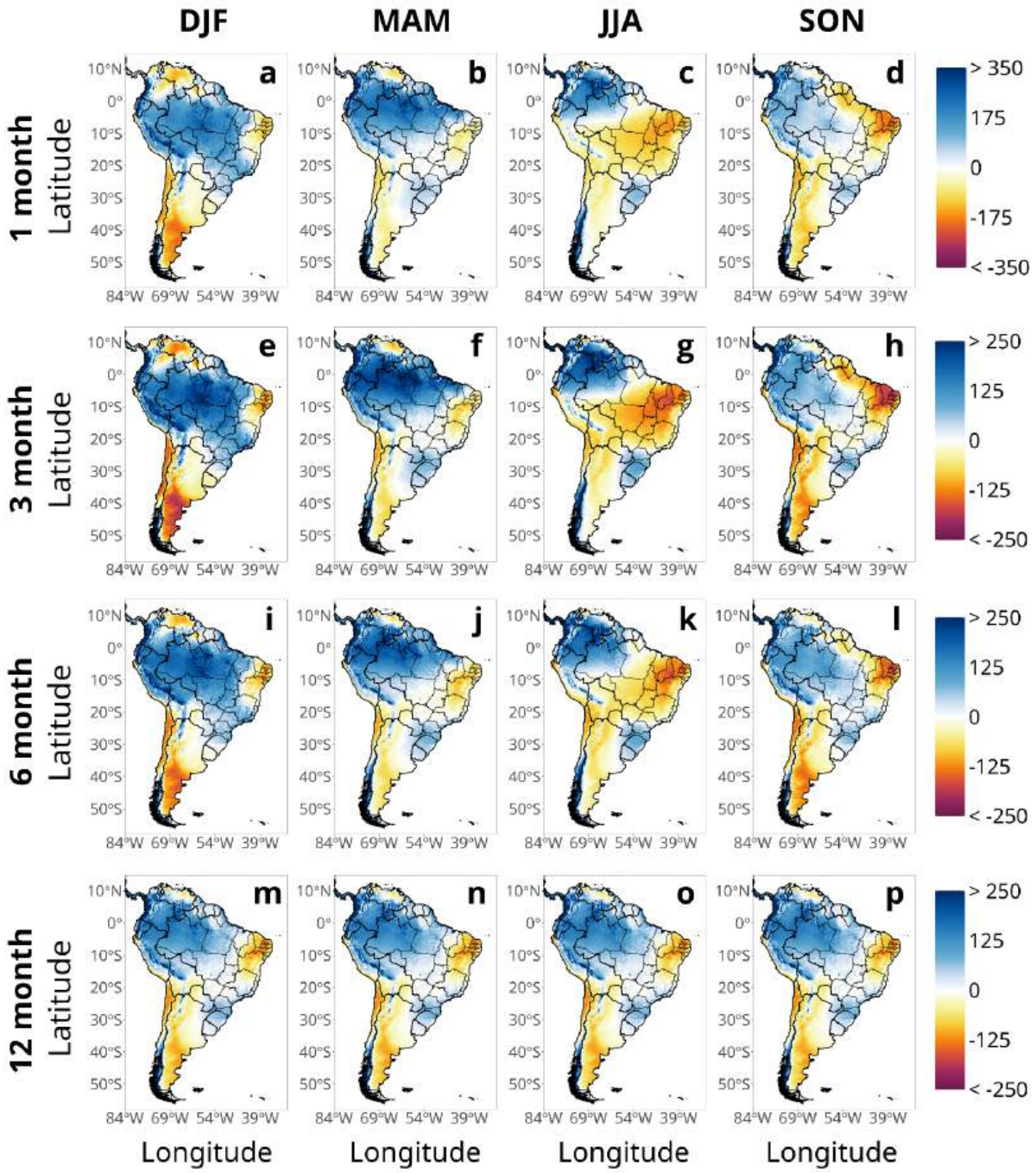
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

No outono austral (Figura 46b,f,j,n) os dados de referência mostram a esperada diminuição da DHC na bacia Amazônica, com a umidade que se estende em direção ao sudeste enfraquecendo para valores médios no intervalo de 0-100 mm, e a redução nos déficits do Nordeste do Brasil devido ao início da estação chuvosa. O *ensemble* tem dificuldades em representar fielmente essas transições (Figura 47b,f,j,n). A região Colômbia-Venezuela tem os valores atenuados para um máximo de 100-150 mm, enquanto o ERA5 e o CRU registram até 300 mm. No Nordeste do Brasil são simulados valores até 200 mm acima do real e no sul do continente é superestimada a recuperação dos déficits de verão.

Com a chegada do inverno austral (Figura 46c,g,k,o), os principais excessos de umidade se concentram mais ao norte da Amazônia, com valores máximos

ultrapassando 350 mm sobre o sul da Venezuela, enquanto o Nordeste do Brasil atinge condições ainda mais secas, até -175 mm. Diferente das limitações observadas nas outras estações, essa configuração espacial é bem capturada pelo *ensemble* (Figura 47c,g,k,o), com exceção de uma superestimativa de umidade na Argentina.

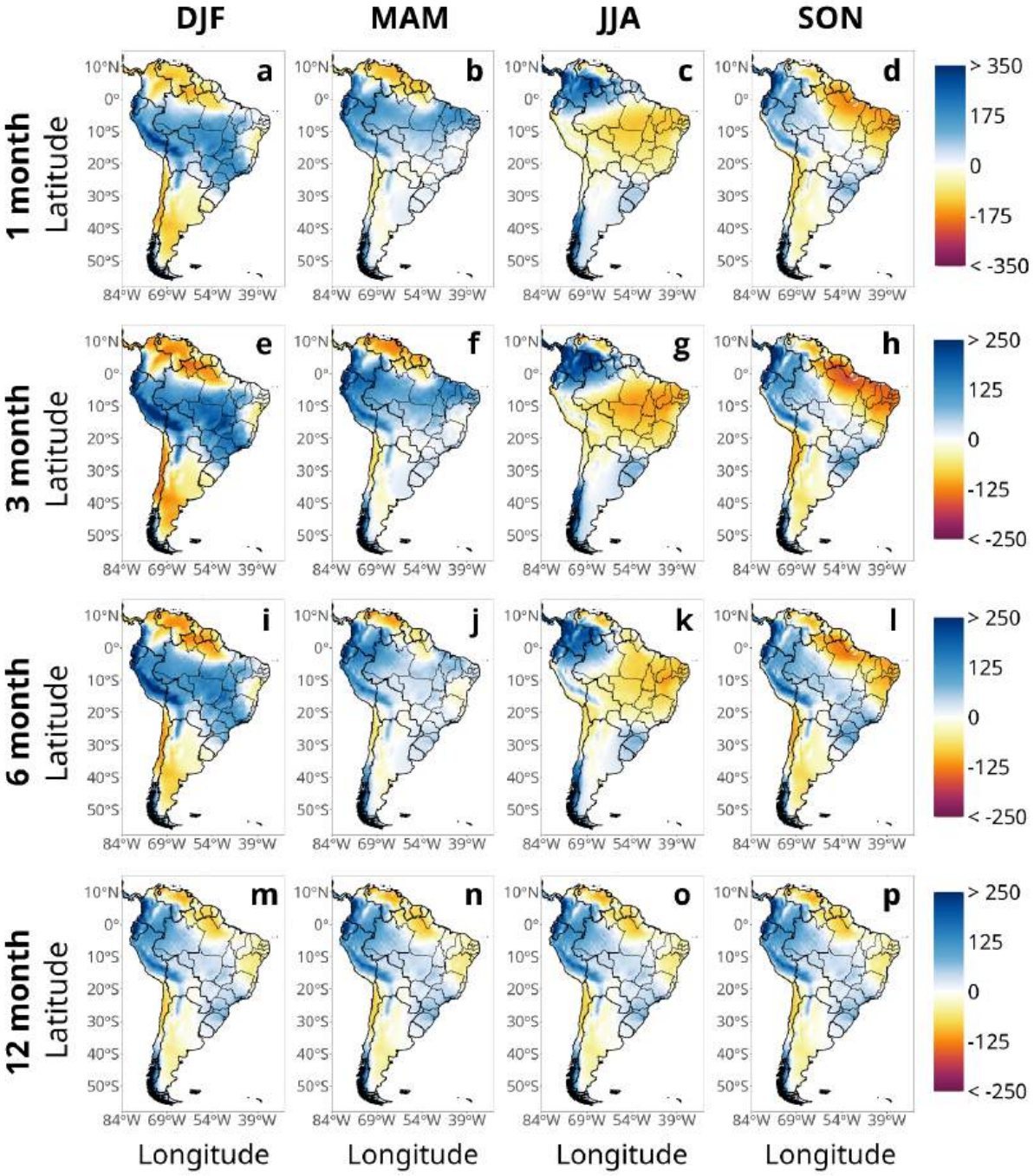
Figura 46 - Média sazonal da DHC (mm), com agregação temporal de 1 (a-d), 3 (e-h), 6 (i-l) e 12 meses (m-p), para o conjunto de dados históricos ERA5.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Na primavera austral (Figura 46d,h,l,p), há a retomada da umidade no corredor Amazônia-Sul/Sudeste do Brasil e a intensificação do déficit hídrico no Nordeste, chegando a -200 mm, e no Cone Sul, com valores médios de -100 a -150 mm. A modelagem (Figura 47d,h,l,p) apresenta expressiva subestimação dos extremos secos, com déficits de apenas -80 mm no Cone Sul, além de estender déficits irreais em direção à foz do Rio Amazonas.

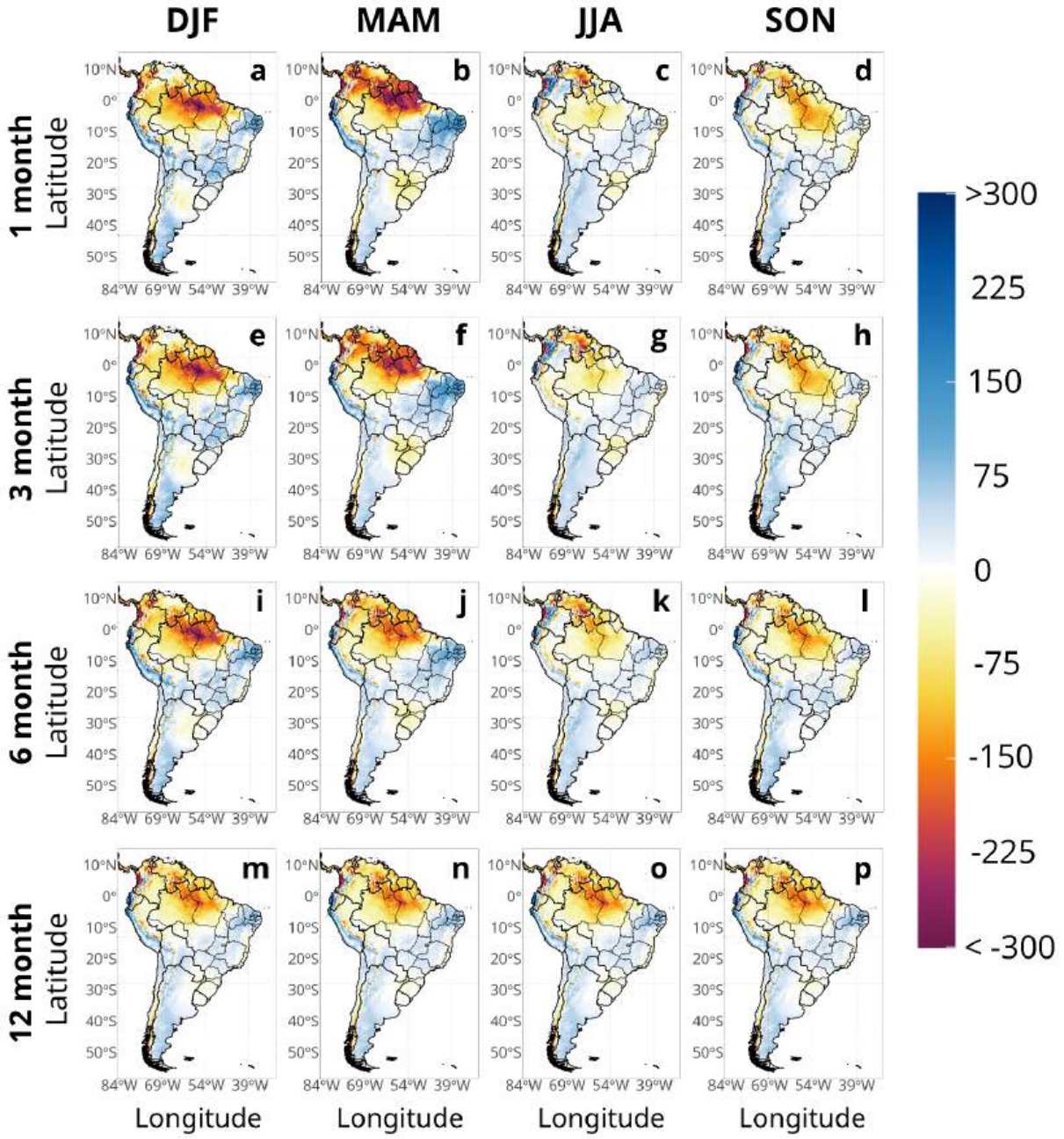
Figura 47 - Média sazonal da DHC (mm), com agregação temporal de 1 (a-d), 3 (e-h), 6 (i-l) e 12 meses (m-p), para os dados históricos CMIP6.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Em uma perspectiva mais ampla proporcionada pelos cálculos de viés (Figuras 48 e S160 no Apêndice), os padrões de subestimação da umidade na bacia Amazônica, mais pronunciado entre dezembro e maio, em contraste com uma superestimativa ao longo dos Andes e sul do continente se mostram presentes em quase todas as escalas de agregação temporal, sugerindo que as limitações da modelagem permanecem estáveis ao longo do tempo.

Figura 48 - Viés sazonal da DHC (mm) histórico CMIP6 em relação aos dados do ERA5, para agregações temporais de 1 (a-d), 3 (e-h), 6 (i-l) e 12 meses (m-p).



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Apesar dos vieses regionais, os *ensembles* conseguem reproduzir suficientemente bem o padrão geral de distribuição espacial dos excessos e déficits

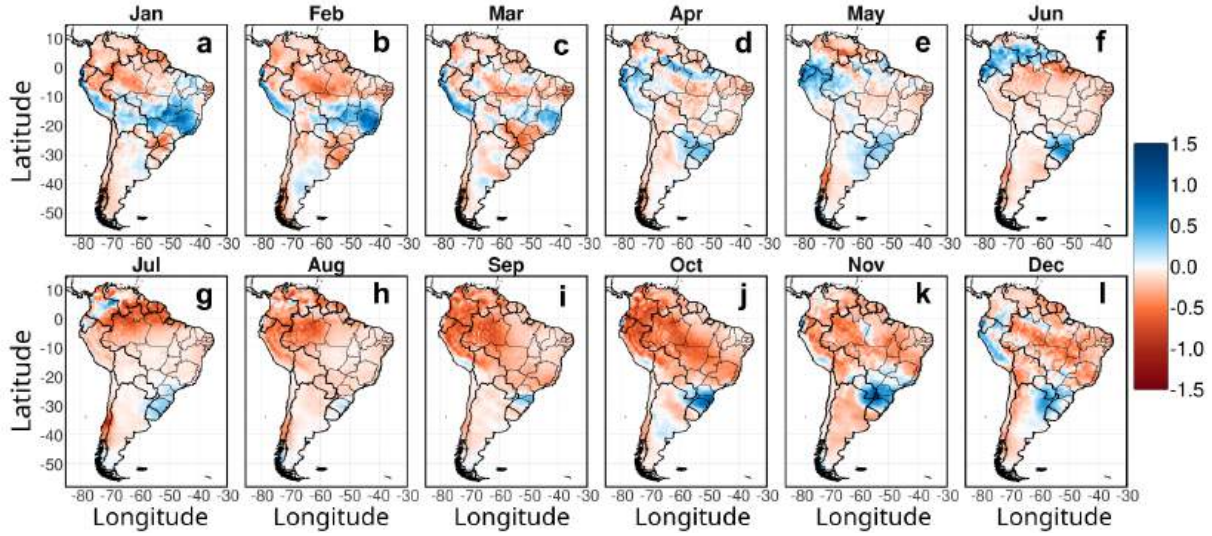
para fornecer uma base viável para projetar as mudanças futuras na DHC. Considerando esses vieses, a Seção 4.3.2 aborda as projeções dos cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5.

4.3.2 Projeções Futuras da DHC Regional

As tendências mensais da DHC para o período de 2015-2100, estimadas pelo método de Theil-Sen e pela estatística Z de Onyutha sob os cenários de emissões moderadas e altas, indicam uma acentuada alteração hidroclimática na América do Sul. Os padrões de mudança são bastante consistentes entre os cenários, mas a magnitude e a área de significância estatística são amplificadas em SSP5-8.5.

Uma tendência robusta de secagem domina os territórios da bacia Amazônica e do Nordeste do Brasil durante a maior parte do ano. Na Amazônia, sob o cenário SSP2-4.5, tendências com significância estatística surgem principalmente no intervalo de julho a outubro (Figuras 49 e 50). Em SSP5-8.5 essa significância se expande, abrangendo muito mais território de julho a novembro (Figuras 51 e 52), e surgindo também em fevereiro e março.

Figura 49 - Tendências mensais de DHC (mm/ano) estimadas pelo coeficiente de Theil-Sen a partir de projeções futuras do CMIP6 sob o cenário SSP2-4.5.

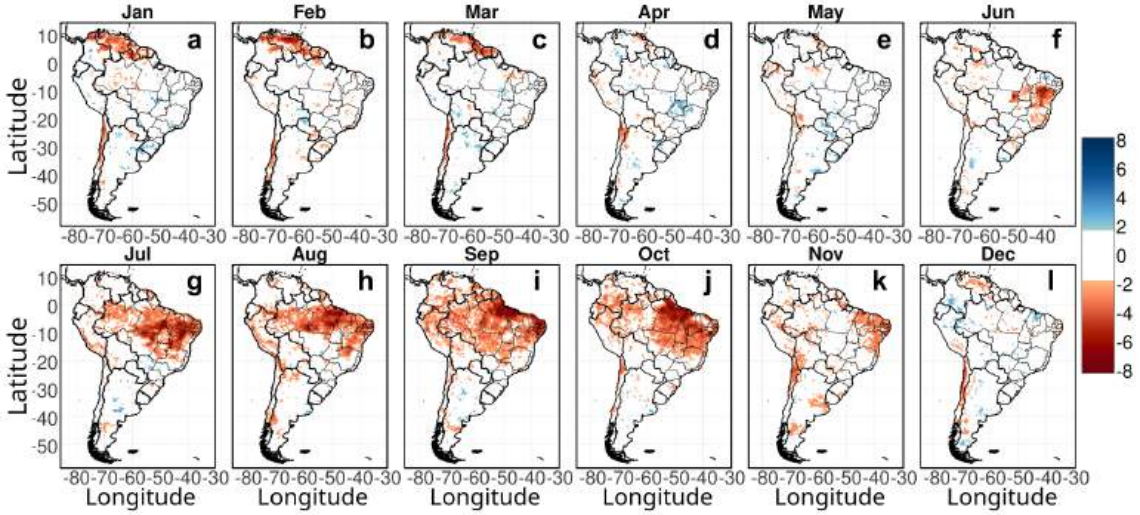


Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Na análise do comportamento amazônico sazonal, as médias de DHC até o fim do século XXI (Figura 53) mostram que as reduções mais acentuadas da acentuadas ocorrerão no inverno e primavera austrais, com valores entre -35 e -55 mm em SSP2-4.5 (Figura 53c-d) e próximos de -80 mm em SSP5-8.5 (Figura 53g-h). Essa secagem pode estar associada a um projetado deslocamento da ZCIT

para latitudes menores (Mamalakis *et al.*, 2021), que causaria redução da convergência de umidade sobre o norte da bacia durante a estação seca. Outros estudos de projeções CMIP6 na literatura sugerem que feedbacks locais induzidos pela seca, agravados pelo desmatamento, mudanças no uso da terra e alterações no comportamento do ENOS provavelmente amplificarão o ressecamento detectado (Cai *et al.*, 2014; Liu *et al.*, 2025).

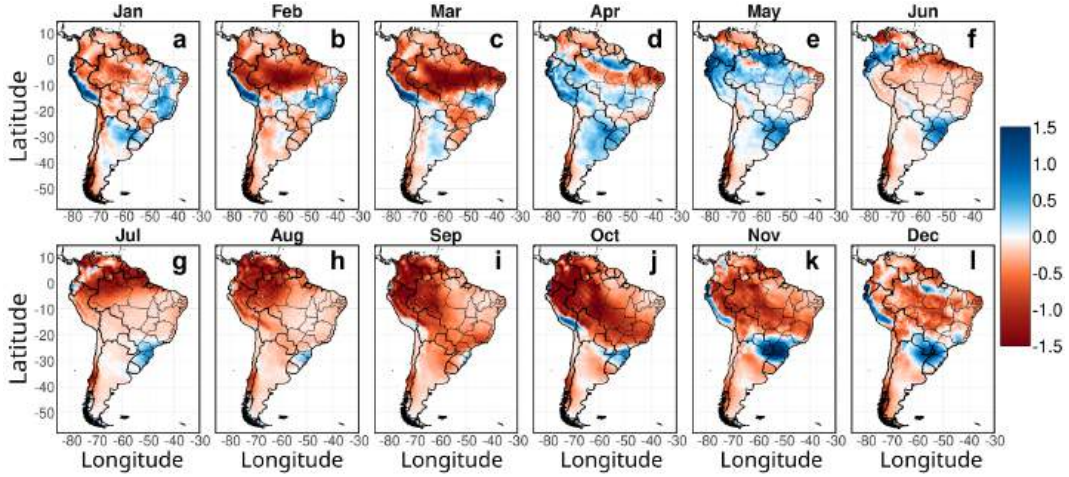
Figura 50 - Estatística Z modificada de Onyutha calculada mensalmente a partir de projeções futuras do CMIP6 sob o cenário SSP2-4.5. Áreas em branco indicam regiões sem significância estatística (valores entre -1,96 e 1,96).



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

A região Nordeste do Brasil, historicamente vulnerável à escassez hídrica, segue também uma trajetória de secagem que persiste em todos os meses do ano, com uma ampla cobertura espacial e significância estatística principalmente entre junho e novembro para o SSP2-4.5, e de julho a outubro no SSP5-8.5.

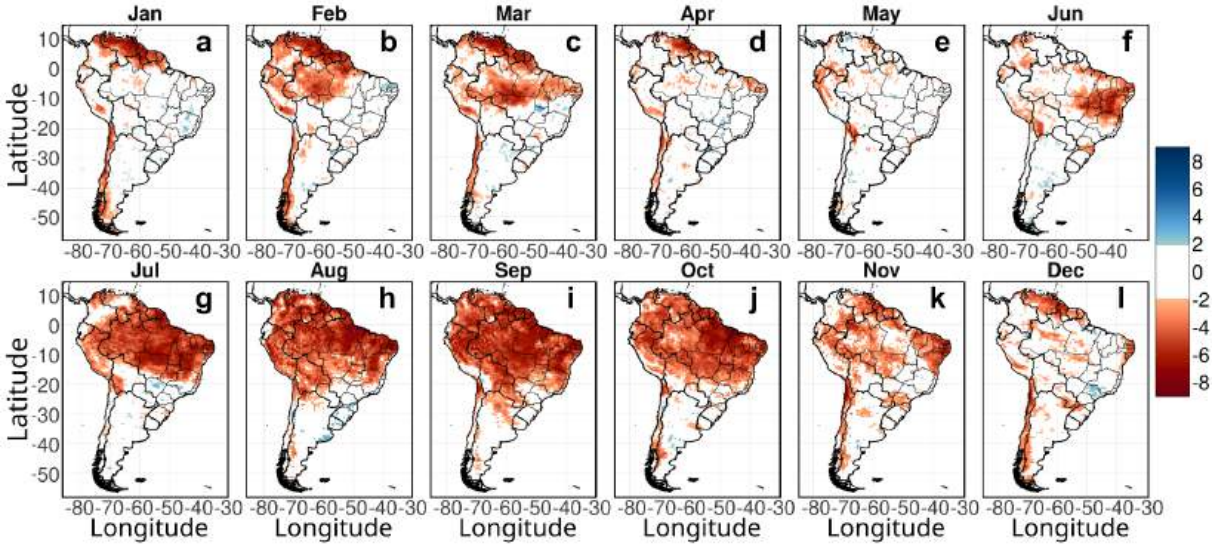
Figura 51 - Tendências mensais de DHC (mm/mês) estimadas pelo coeficiente de Theil-Sen a partir de projeções futuras do CMIP6 sob o cenário SSP5-8.5.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

As reduções das médias de DHC no Nordeste atingem até -30 mm (SSP2-4.5) e -60 mm (SSP5-8.5), com valores mais expressivos no outono austral (Figura 53b,f). Essa forte tendência pode ser impulsionada por um esperado fortalecimento e expansão do Anticiclone Subtropical do Atlântico Sul, que inibe a formação de nuvens e bloqueia o deslocamento de sistemas produtores de chuvas intensas ao interior semiárido (Reboita *et al.*, 2019).

Figura 52 - Estatística Z modificada de Onyutha calculada mensalmente a partir de projeções futuras do CMIP6 sob o cenário SSP5-8.5. Áreas em branco indicam regiões sem significância estatística (valores entre -1,96 e 1,96).



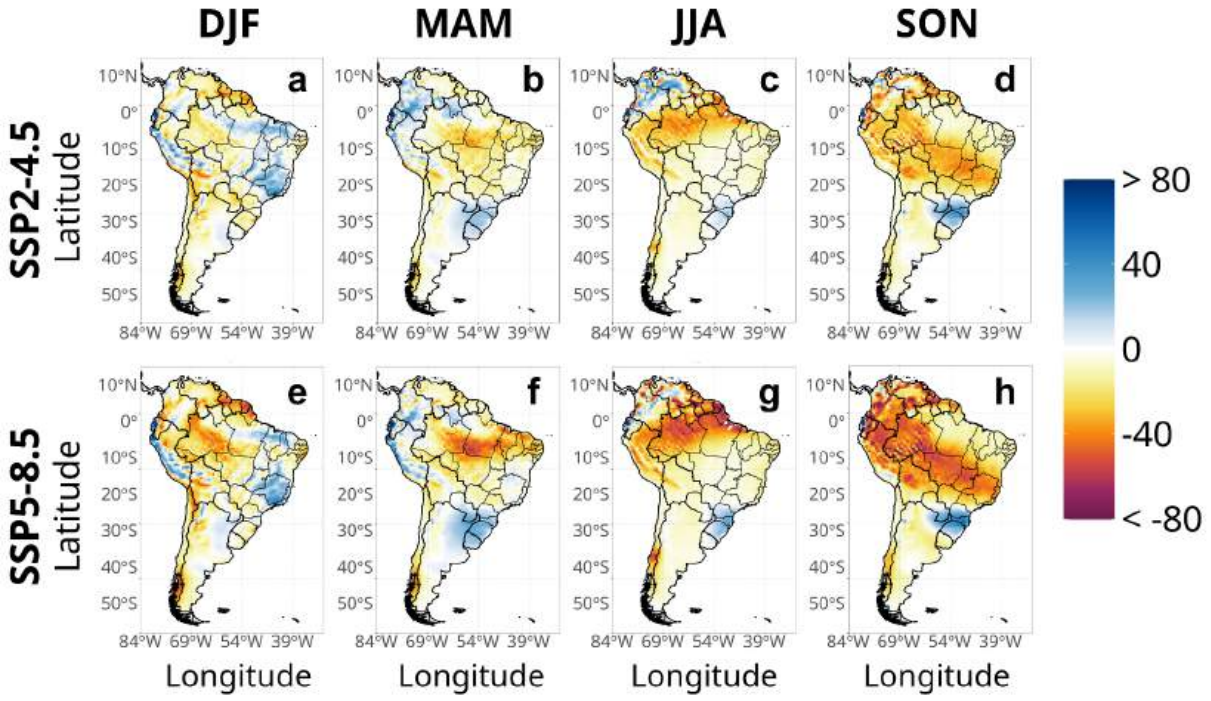
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Além do considerável déficit tropical, uma forte tendência de redução da DHC está presente ao longo da costa sul do Chile, acompanhada de reduções menos intensas na Patagônia adjacente. Em SSP5-8.5, essa secagem apresenta ampla cobertura territorial com significância estatística de outubro a abril. As reduções das médias de DHC alcançam -10 mm na Patagônia e chegam a -75 mm na costa chilena.

Em oposição a essas secagens, a bacia do Prata apresenta uma acentuada tendência de umedecimento de abril a dezembro, com a significância estatística atingindo seu máximo em novembro e dezembro no cenário SSP5-8.5. A análise sazonal projeta aumentos nas médias de DHC de 10 a 50 mm do outono ao inverno austral (Figura 53f,g), e de 20 a 60 mm na primavera (Figura 53h). Esse grande aumento de umidade pode ter sua origem no esperado aumento do transporte de umidade amazônica através de jatos de baixos níveis, como o JBNAS (Varuolo-Clarke *et al.*, 2022), além do deslocamento gradual da ZCAS para latitudes mais ao sul (Zilli e Carvalho, 2021). Outras regiões que passarão por aumentos

importantes da DHC são a costa do Peru e a costa do Equador, entre novembro e maio, com aumentos na média de até 40 mm.

Figura 53 - Anomalia média sazonal de DHC (mm) entre os períodos futuro e histórico dos CMIP6 sob os cenários SSP2-4.5 (a-d) e SSP5-8.5 (e-h).



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Em suma, as avaliações das projeções expõem que a América do Sul se encaminha para extremos hidroclimáticos severos. No entanto, tão importante quanto a direção dessas mudanças é a frequência com que elas se manifestarão como eventos de seca. Para avaliar com que regularidade o balanço hídrico regional ultrapassa limiares críticos de déficit, a próxima subseção (4.3.3) avalia a incidência de secas histórica e projetada.

4.3.3 Incidência de Secas Regionais Históricas e Projetadas

Para interpretar os valores da DHC em métricas práticas de déficit hídrico avaliamos a incidência de secas, definida como a porcentagem de meses em que a DHC cai abaixo de limiares previamente definidos (-1, -5, -10 e -50 mm) ao longo de múltiplas janelas de agregação temporal (1, 3, 6 e 12 meses). Esta matriz (4 limiares x 4 agregações temporais) é crucial para distinguir entre impactos transitórios, já que janelas curtas (1 a 3 meses) com limiares brandos (-1 a -5 mm) capturam breves estiagens, enquanto janelas estendidas (6 a 12 meses) sob limiares severos (-25 a

-50 mm) expõem ressecamentos persistentes, capazes de provocar grandes impactos ecológicos e hidrológicos.

Para o período histórico, baseado nos dados ERA5 (Figura 54) e CRU (Figura S161 no Apêndice), o semiárido do Nordeste brasileiro é caracterizado por episódios de seca severos e intermitentes. Mesmo sob uma janela de 1 mês e um limiar brando de -1 mm (Figura 54a), 55% a 100% dos meses apresentam secas. Quando o limiar se torna mais restritivo (-25 ou -50 mm) e as janelas temporais aumentam (6 a 12 meses), grande parte do território ainda permanece sob seca profunda, indicando que chuvas esporádicas são insuficientes para repor os déficits sazonais acumulados.

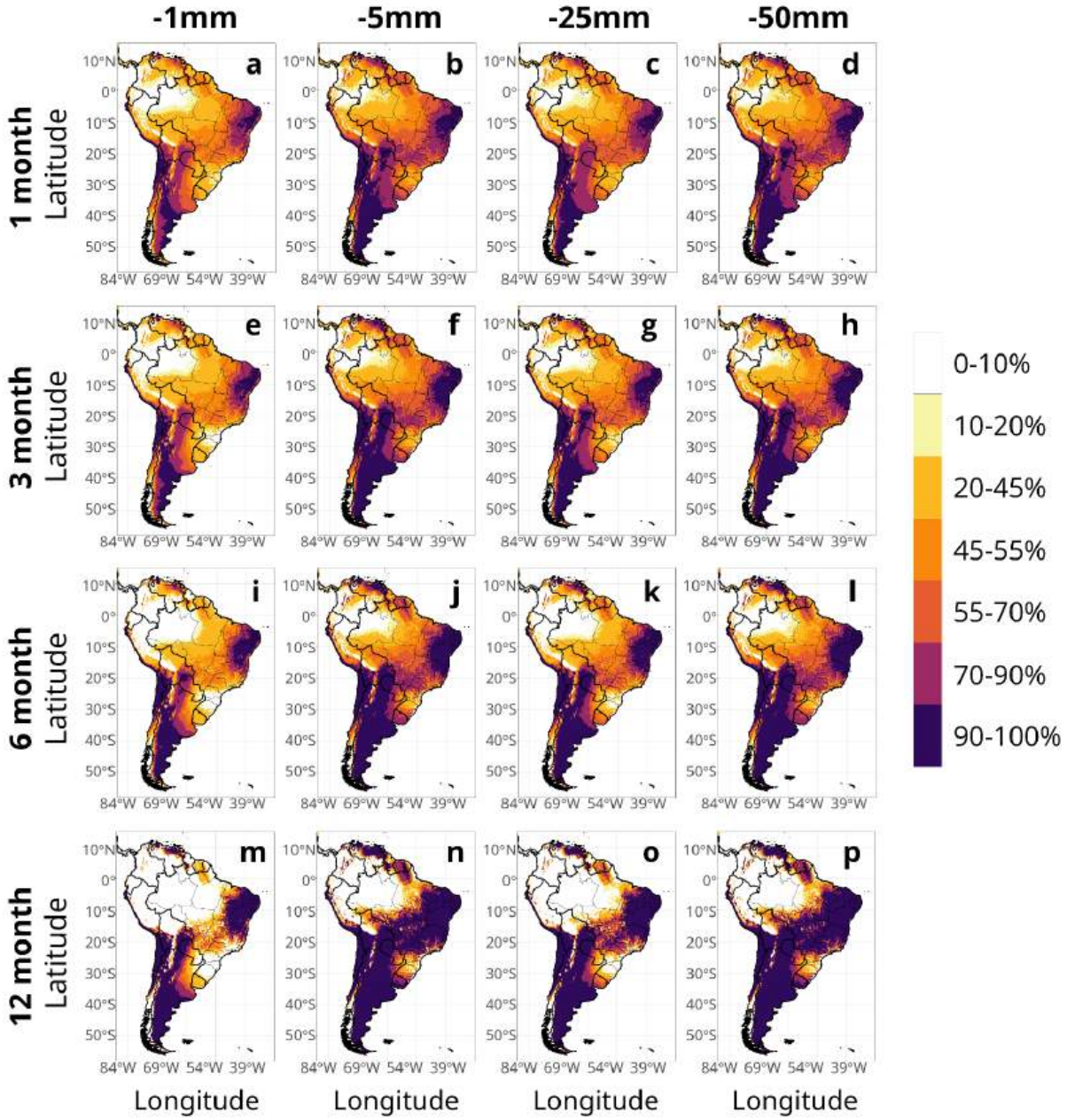
As maiores porcentagem de incidências de seca do continente se concentram no regime árido que domina desde a Patagônia até a fronteira Bolívia-Paraguai, onde os valores superam 90% em quase todas as combinações de limiar e escala de tempo. Em contraste, a Amazônia tem um índice de secas muito baixo. Para limiares de até -25 mm em todas as janelas temporais, a maior parte da região apresenta incidências em torno de 50%, condições próximas à normalidade, ou seja, déficits fortes e prolongados são raros nessa localidade. O Sul do Brasil também tem níveis baixos de seca, com incidências abaixo de 45%, um resultado de sua natureza úmida devido ao suprimento contínuo de umidade proveniente do transporte proveniente da Amazônia somado às passagens de sistemas frontais.

A incidência de seca simulada pelos dados históricos do *ensemble* CMIP6 (Figura S162 no Apêndice) reproduz satisfatoriamente os principais padrões espaciais, capturando a alta umidade no sul do Brasil e a convecção profunda sobre a Amazônia ocidental. Porém, consistente com os vieses identificados na subseção 4.3.1, a modelagem tende a superestimar a seca de curto prazo no norte e leste da bacia Amazônica, classificando uma ampla área como severa ou extremamente seca (70-100%) sob janelas de 1 e 3 meses. Os padrões de vieses úmidos também surgem, alterando as porcentagens do Nordeste do Brasil, onde as janelas curtas classificam grandes porções como próximas à normalidade em vez de moderadamente secas, e da Patagônia e norte do Chile, onde a extrema escassez é suavizada, especialmente nos limiares de -1 mm a -25 mm.

As projeções sob os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5 (Figuras S163 e S164 no Apêndice) indicam uma expansão consistente e robusta das áreas com alta incidência de seca em grande parte da bacia Amazônica e do Cerrado. Os mapas de

anomalias, que exibem a incidência projetada menos a incidência histórica (Figuras 55 e 56), destacam essas mudanças. Essas mudanças, além de representar um aumento de secas brandas, se tornam bastante expressivas e com maior cobertura espacial nas janelas mais longas (6 e 12 meses) e limiares severos (-25 a -50 mm).

Figura 54 - Incidência de seca (%) obtida a partir do conjunto de dados históricos ERA5.

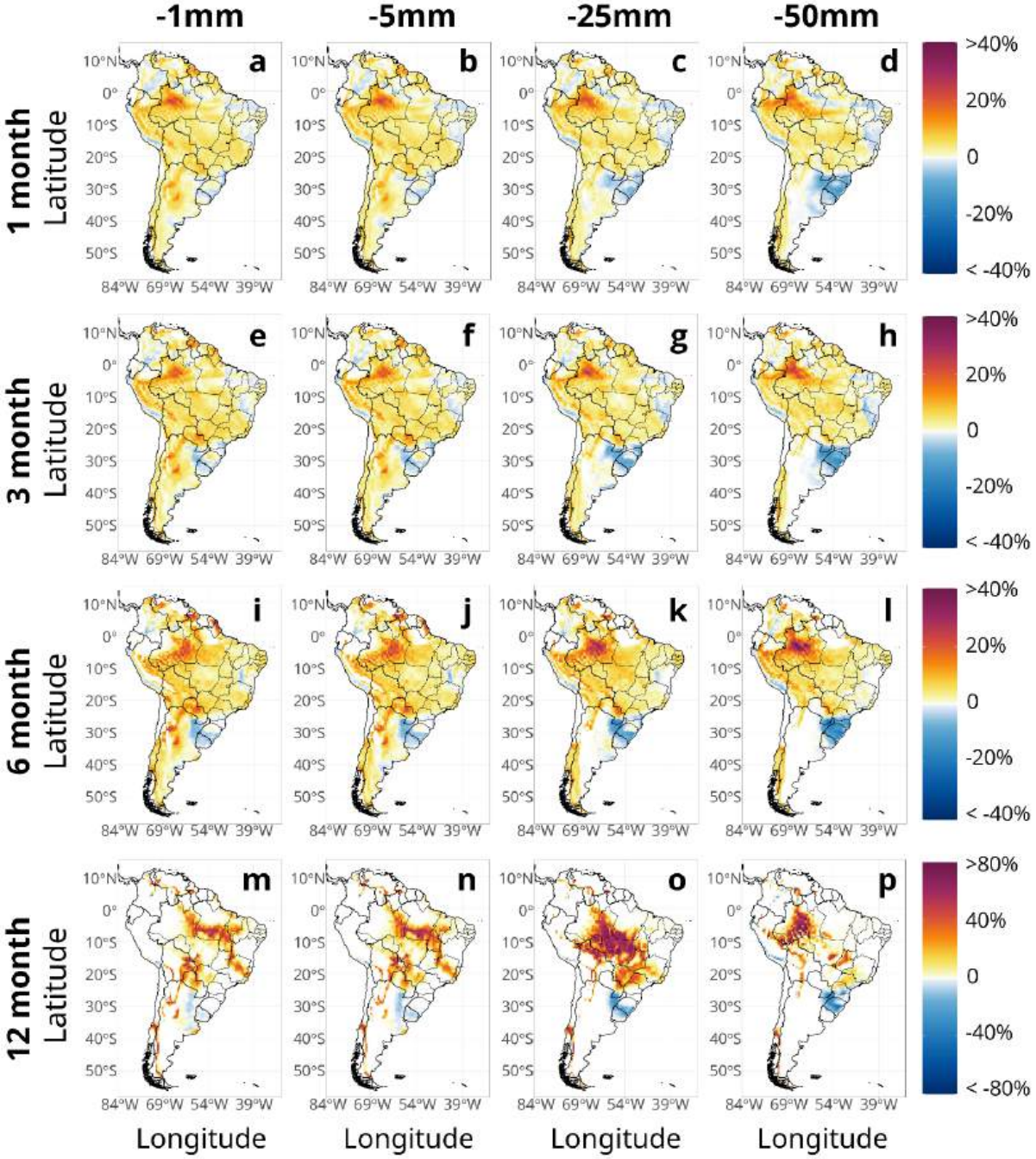


Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Esses resultados mostram que grandes áreas tropicais terão cada vez mais dificuldade em repor sua umidade antes que déficits substanciais se acumulem. Para a Amazônia e o Cerrado, essa exposição sem precedentes a secas de longo prazo trará riscos elevados de degradação da floresta, incêndios, diminuição da

capacidade de sequestro de carbono e graves perturbações para a agricultura e a geração de energia hidrelétrica.

Figura 55 - Diferença entre a incidência de seca do cenário projetado SSP2-4.5 do CMIP6 e a incidência de seca do período histórico do CMIP6.

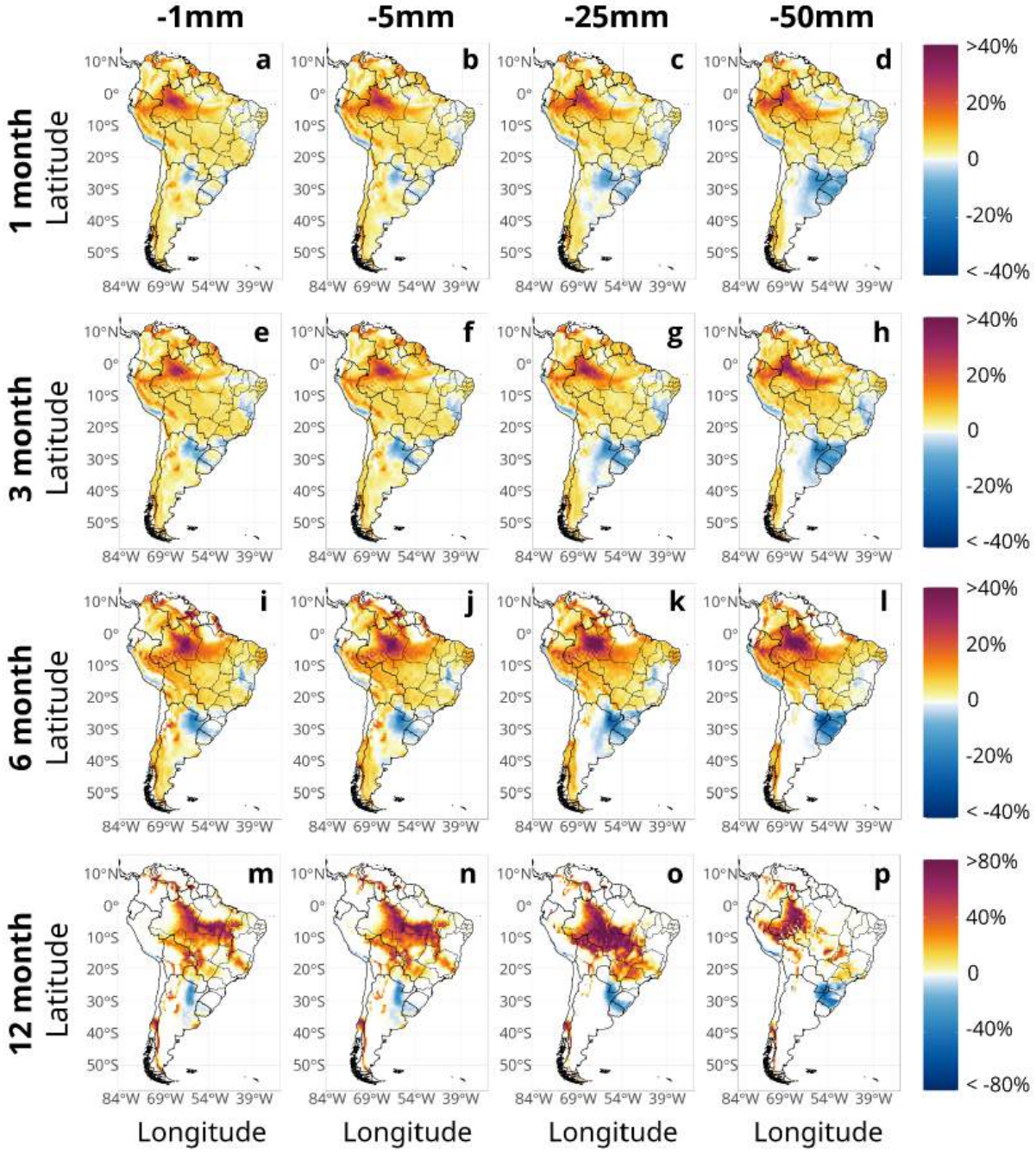


Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Ao contrário da expansão da seca tropical, as projeções revelam grandes reduções na frequência e cobertura territorial de secas no sul do Brasil. Semelhante ao padrão observado no norte, essa alteração é mais pronunciada em escalas de 6 e 12 meses e sob limiares mais rígidos (-10 a -50 mm), assim como em ambas as regiões os sinais são mais fortes no cenário SSP5-8.5. Embora isso reduza o risco

de seca agrícola no Sul, a perda contínua de períodos secos expõe a região a uma condição de umidade constante, aumentando sua vulnerabilidade a desastres naturais, como inundações e deslizamentos de terra.

Figura 56 - Diferença entre a incidência de seca do cenário projetado SSP5-8.5 do CMIP6 e a incidência de seca do período histórico do CMIP6.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Para avançar a pesquisa, compreender como os sinais oceânico-atmosféricos modulam os eventos hidroclimáticos é fundamental para interpretar as projeções futuras, uma vez que, historicamente, esses sinais modulam amplamente os ritmos

da precipitação da América do Sul. Portanto, a análise subsequente quantifica a influência individual das principais teleconexões sobre a disponibilidade hídrica.

4.3.4 Influência das Teleconexões na DHC Regional

Para quantificar a influência individual das teleconexões na DHC continental, avaliamos a covariação entre o índice SNIPE, que representa a disponibilidade hídrica e é calculado a partir dos dados de referência ERA5 e CRU, e os principais índices de forçantes atuantes na América do Sul. Ao utilizar a estrutura matemática do SNIPE, que elimina explicitamente os vieses de assimetria e as suposições de distribuição inerentes aos índices paramétricos tradicionais, esta análise produz uma estimativa numericamente mais precisa dessas correlações.

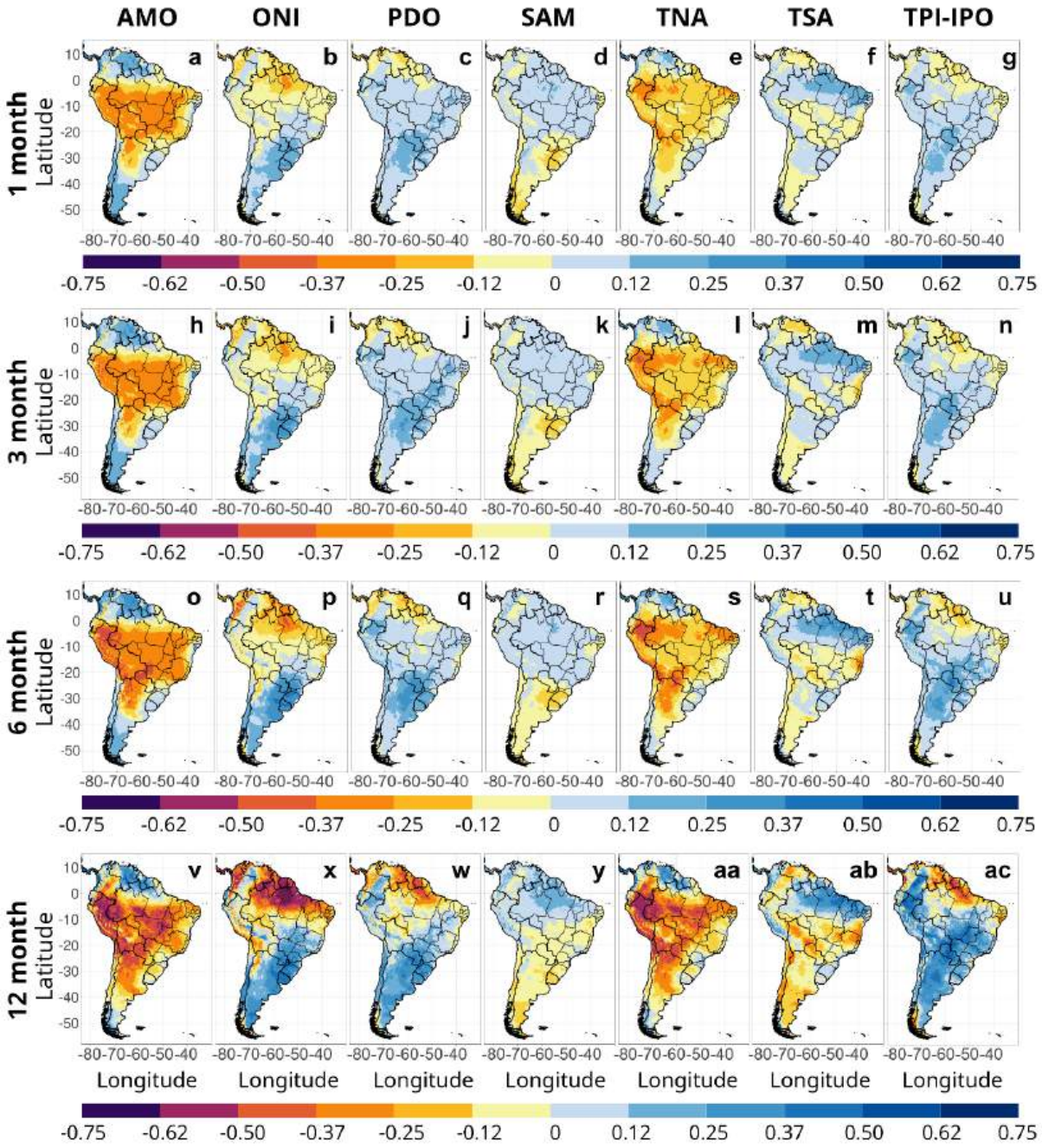
A forte concordância na distribuição e intensidade dos padrões de covariação entre o ERA5 (Figura 57) e o CRU (Figura S165 no Apêndice) garante mais robustez aos resultados. Com base na metodologia previamente definida, enquanto as agregações de curto prazo representam bem as variações de alta frequência que mascaram o sinal oceânico, agregações mais longas, de 6 a 12 meses, filtram essa variabilidade e expõem padrões de longo prazo sobre a América do Sul.

Entre os forçamentos avaliados individualmente, o ENOS, representado pelo índice ONI, se mostra a força dominante com seus altos valores absolutos de correlação e com configurações espaciais que concordam com os padrões de distribuição hidroclimática do continente. Considerando que a literatura aponta para um aumento significativo na frequência de eventos extremos de El Niño nos cenários de mudanças climáticas (Cai *et al.*, 2014; Gan *et al.*, 2023), essa relação de alta precisão SNIPE-ENOS oferece uma base física para explicar o severo ressecamento tropical e o umedecimento extratropical projetados para o cenário SSP5-8.5 na subseção 4.3.2.

A Oscilação Interdecadal do Pacífico e a Oscilação Decadal do Pacífico atuam modulando as anomalias provocadas pelo ENOS através de alterações na circulação de Walker (Silva *et al.*, 2020; Souza *et al.*, 2023). O TPI-IPO, relativo a oscilação interdecadal, abrange o continente principalmente com correlações negativas, o que resulta em enfraquecimento da circulação de Walker, amplificando o ressecamento prolongado na Amazônia. O PDO, índice da oscilação decadal, exibe um contraste meridional, com correlações positivas no norte e negativas no sul. As fases desse fenômeno podem atuar em conjunto com o El Niño,

intensificando o déficit hídrico no Norte e Nordeste do Brasil, ao mesmo tempo em que geram excessos de precipitação no Sul e Sudeste.

Figura 57 - Correlação espacial (*R*) entre o SNIPE, calculado a partir do conjunto de dados históricos ERA5, e os índices de teleconexões.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

No Atlântico, a Oscilação Multidecadal se manifesta como uma abrangente correlação negativa ao sul do equador, afetando grande parte da região central do continente. Suas fases quentes alteram a célula de Hadley do Atlântico e a convergência de umidade, o que provoca uma forte redução da advecção de

umidade da Amazônia em direção ao Brasil central, conforme a literatura (Jones e Carvalho, 2018; Maksic *et al.*, 2022).

As anomalias de TSM do Atlântico Tropical Norte exercem influências significativas e quase opostas. O índice TNA exibe uma vasta cobertura territorial de correlações positivas em toda a Amazônia e no Nordeste do Brasil. Segundo Martín-Gómez e Barreiro (2017) e López (2020), sua fase positiva desloca a ZCIT para o sul e intensifica a ZCAS, resultando em maiores valores de DHC nessas regiões. Em contraste, o TSA, índice equivalente do Atlântico Sul, induz um padrão inverso, associado a condições que suprimem a convecção tropical nos mesmos locais de atuação do TNA (Taschetto e Wainer, 2008).

Por último, o Modo Anular Sul exibe correlações fracas e restritas ao extremo sul do continente. A correlação negativa observada no sul do Chile representa o fortalecimento e o deslocamento em direção ao polo sul dos ventos de oeste durante a fase positiva do SAM, o resulta em redução da precipitação regional (Reboita *et al.*, 2009), corroborando o déficit projetado para a costa chilena na subseção 4.3.2.

As secas ou excessos hídricos locais são moduladas pela interação complexa, conjunta ou oposta, desses modos de variabilidade originados no Pacífico e no Atlântico. Estudar apenas correlações isoladas com cada índice fornece uma compreensão parcial de suas influências. Para quantificar com robustez a capacidade preditiva desses forçamentos, a próxima subseção emprega a análise multivariada, mensurando quanto da variância do SNIPE pode ser explicada pela combinação de múltiplos índices oceano-atmosfera.

Com base nas correlações quantificadas, o ONI, o TNA, o AMO e o TPI-IPO se mostram os índices de maior influência sobre a DHC da América do Sul, e por isso são adotados como os forçamentos selecionados para a análise multivariada.

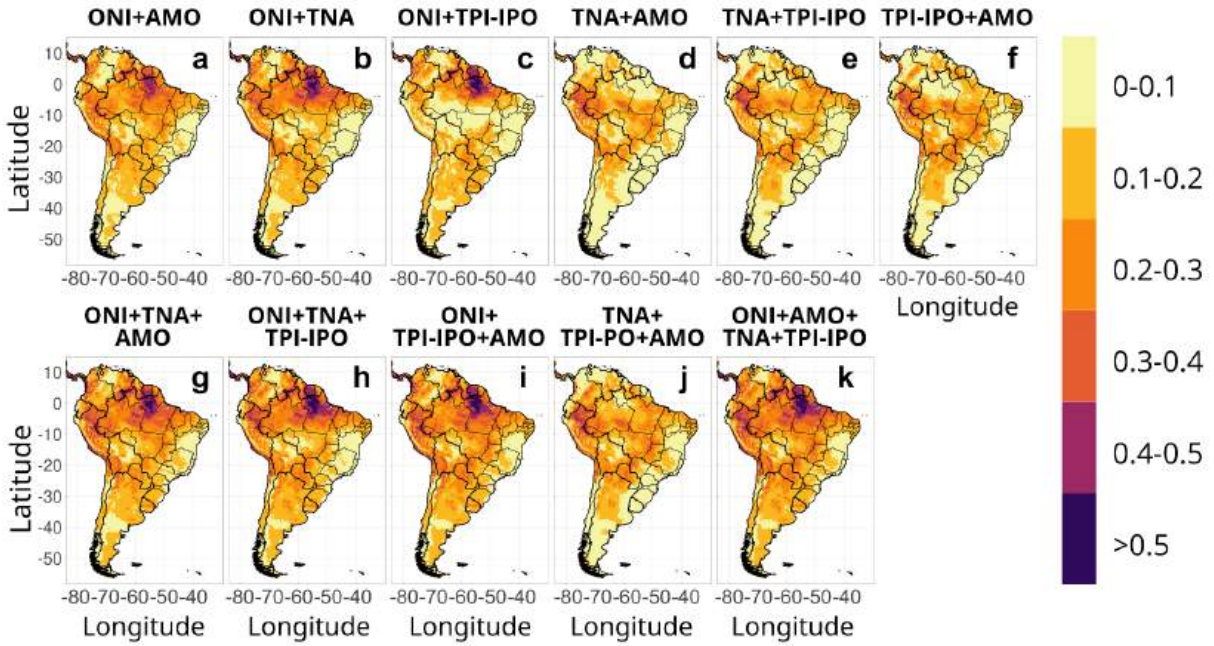
4.3.5 Forçamento Combinado das Teleconexões na DHC Regional

Para quantificar a influência de cada teleconexão quando atuando em conjunto com outras forçantes oceano-atmosféricas, aplicamos um modelo de MLR utilizando os dados de alta resolução do ERA5 como referência. Como demonstrado anteriormente, a reanálise do ERA5 apresenta forte consistência com os dados observacionais do CRU, o que dá mais confiabilidade ao seu uso exclusivo nesta etapa. Para evitar a superparametrização, que ocorre quando a inclusão de índices redundantes mascara a verdadeira influência das forçantes principais, as

combinações multivariadas foram limitadas aos quatro índices dominantes na América do Sul, identificados na subseção 4.3.4, sendo eles ONI, TNA, AMO e TPI-IPO.

A Figura 58 expõe espacialmente quando da variância da DHC explicada por diferentes combinações desses índices, expressa em *R²* ajustado, com 1 sendo o valor máximo possível.

Figura 58 - Coeficiente R² ajustado para a predição do SNIPE, calculado a partir de dados históricos do ERA5 agregados em 12 meses, considerando diferentes combinações de índices climáticos.



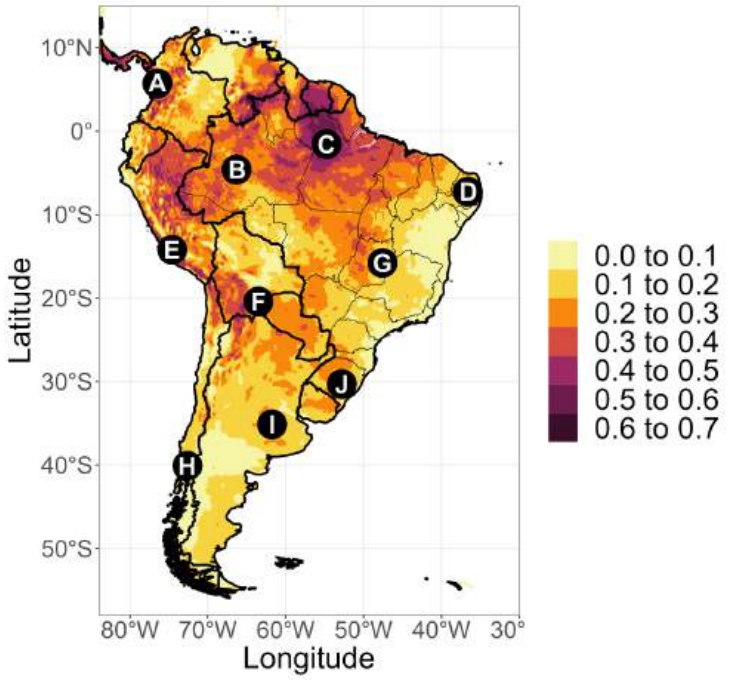
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Os resultados revelam que, ao avaliar pares de índices, o ONI se destaca como a maior influência. Qualquer par que inclua o ONI produzir valores de *R²* ajustado maiores do que aqueles que não incluem. Os pares ONI + TNA e ONI + AMO explicam até 40% da DHC em grande parte do continente, com máximos na bacia Amazônica. A combinação ONI + TPI-IPO tem valores menores em todo o território, mas explica uma parcela considerável da variabilidade, aproximadamente 50%, no norte da Amazônia. Em contrapartida, pares que não envolvem o ONI, as combinações TNA + AMO, TPI-IPO + AMO e TNA + TPI-IPO, explicam menos da variância, com valores máximos indo até 30% e concentrados na parte central do continente. Nas combinações de três índices, o *R²* ajustado preserva o padrão dominante do ONI. Adicionar TNA, TPI-IPO ou AMO a um modelo que já contém o ONI não mostra uma alteração importante na distribuição espacial dos valores, reforçando que a anomalia associada à TSM do Pacífico exerce a influência

individual mais forte. A combinação dos quatro índices aumenta a variabilidade explicada principalmente na metade norte do continente, com a região da bacia Amazônica destacando-se novamente.

Para quantificar com ainda precisão essas relações, avaliamos o modelo MLR em dez localidades chave (Figuras 59 e 60; Tabelas 1 e 2). Diferente do R^2 ajustado, que indica a variabilidade total, os coeficientes padronizados (Figuras 60c-f) revelam a influência relativa de cada mecanismo dentro do modelo multivariado, ou seja, qual índice contribui de forma única quando todos os outros também estão incluídos. A Figura 60b mostra que o intercepto (A_0) calculado é muito próximo de zero, consequência da centralização e padronização prévia das séries temporais. Os coeficientes de regressão A_1 a A_4 (Figura 60c-f) revelam três regimes modulando o hidroclima sul-americano.

Figura 59 - Mapa das dez localidades onde o SNIPE agregado em 12 meses foi predito utilizando MLR com a combinação dos quatro índices climáticos selecionados.

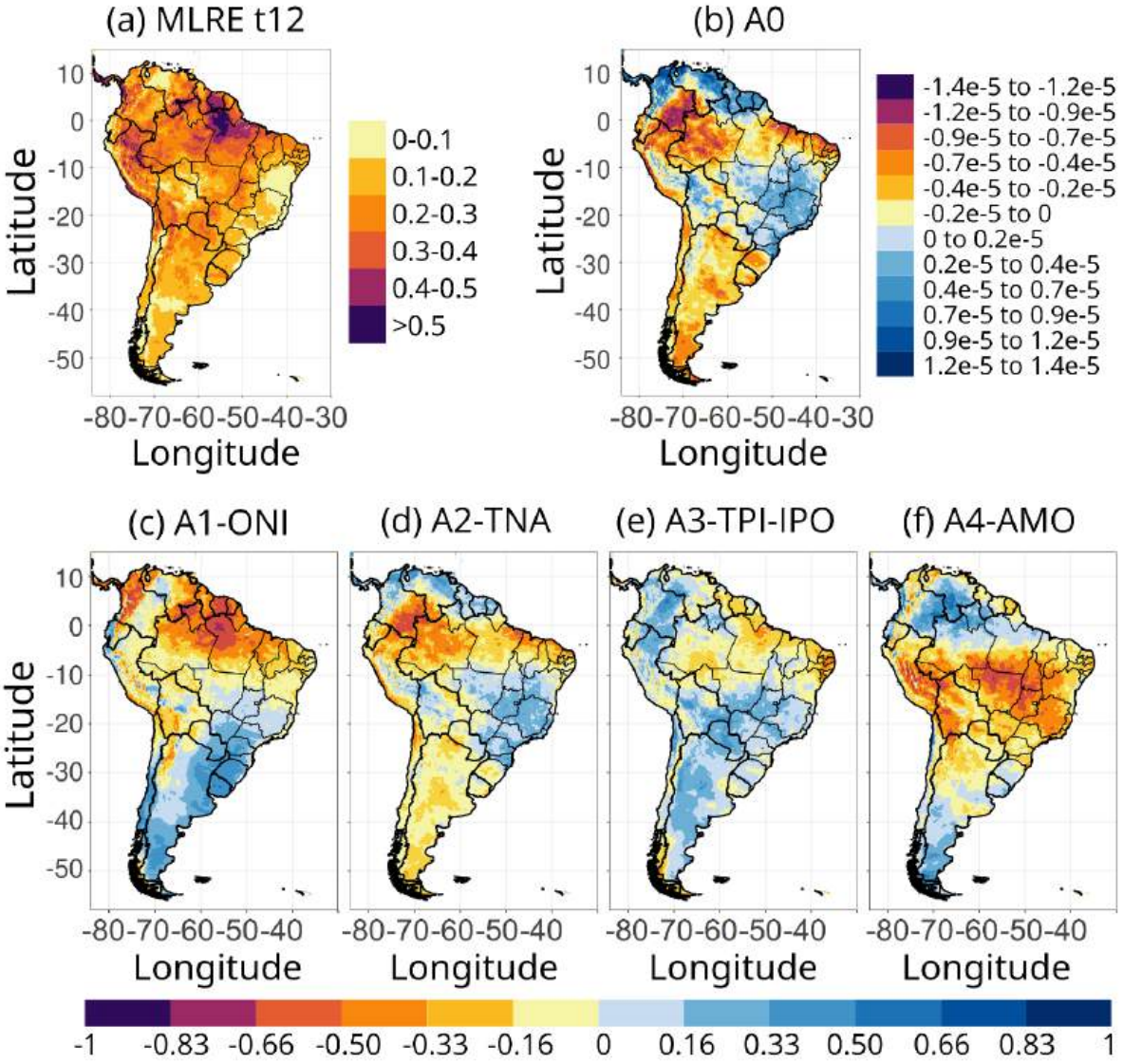


Fonte: elaborado pelo autor (2026).

O primeiro é a região equatorial, onde vastas porções do território amazônico e extremo norte do continente são moduladas pelo forçamento de alta frequência do Pacífico, o ENOS. Na Colômbia e na Amazônia oriental, a combinação de teleconexões explica mais da metade da variância total da DHC, mas o ENOS é o principal contribuidor. No estado do Pará (Tabela 1c), localizado na Amazônia oriental, o ONI responde por 53,8% da variância e a integração dos três índices restantes adiciona apenas cerca de 2% ao poder explicativo do modelo, que atinge

55,8% ao fim. Na Colômbia (Tabela 1a), o ONI explica 44,5% de um total de 57,7% para os quatro preditores juntos. Nas regressões multivariadas completas, o ONI tem os maiores coeficientes padronizados, A1 = -0,67 no Pará e A1 = -0,63 na Colômbia, reforçando sua forte influência sobre a convecção tropical. Adicionar índices secundários a um modelo que já contém o ONI nestas regiões produz apenas pequenas melhorias, o que expõe seu domínio na circulação de Walker.

Figura 60 - Resultados da regressão linear múltipla espacial para o conjunto de índices ONI, TPI-IPO, AMO e TNA. (a) Fração da variância explicada (R^2 ajustado); (b) intercepto A0; (c-f) coeficientes padronizados.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Apesar desses resultados relativos ao ENOS na região tropical, é importante ressaltar que essa dominância não é unânime em todo o território equatorial. Na bacia Amazônica oriental/central (Tabela 1b e 2b), o Atlântico Norte exerce uma influência equivalente e por vezes até um pouco superior ao ENOS, assumindo o

maior peso no modelo multivariado (A2 = -0,37 contra A1 = -0,33), o que mostra uma modulação da DHC dividida entre as bacias oceânicas em áreas equatoriais específicas.

Tabela 1 - Coeficiente R² ajustado (%) para a previsão do SNIPE obtido a partir de dados do ERA5 em uma agregação de 12 meses, utilizando diferentes combinações.

Region	Colombia (A)	Amazônia, Brazil (B)	Pará, Brazil (C)	Paraíba, Brazil (D)	Southern Peru (E)	Chaco (F)	Brasília, Brazil (G)	Southern Chile (H)	Buenos Aires, Argentina (I)	Rio Grande do Sul, Brazil (J)
ONI	44.5	13.2	53.8	1.7	16.1	3.6	2.7	13.4	11.7	11.6
TNA	9.0	14.1	0.0	8.0	34.7	11.6	4.4	0.0	4.5	1.8
AMO	17.3	7.3	1.7	7.5	26.7	10.4	10.3	0.0	4.9	2.5
TPI-IPO	18.0	0.0	12.4	3.3	4.8	9.3	10.1	0.6	13.2	1.7
ONI+TNA	55.1	25.8	53.7	8.9	48.5	14.3	7.0	13.0	16.4	13.4
ONI+ TPI-IPO	50.0	14.2	55.6	3.4	28.2	17.5	10.2	13.1	18.8	11.2
ONI+ AMO	57.3	22.0	54.0	9.4	46.4	14.7	11.8	13.0	14.9	12.8
TNA+ TPI-IPO	19.3	16.7	15.0	18.8	34.5	14.2	10.3	0.4	13.2	1.9
TNA+ AMO	17.6	14.3	5.3	8.0	34.6	11.6	10.9	0.0	4.7	2.0
TPI-IPO+ AMO	23.3	8.9	12.2	20.1	26.5	12.8	13.2	0.2	13.0	2.4
ONI+TNA +AMO	57.4	25.6	54.2	9.6	50.2	15.3	12.1	12.9	16.2	13.2
ONI+ TPI-IPO+ AMO	57.7	21.9	55.5	20.2	47.2	20.5	13.8	12.9	19.1	12.7
TNA+ TPI-IPO+ AMO	24.0	16.6	16.8	21.3	34.7	14.1	14.3	0.2	13.0	2.1
ONI+TNA +TPI-IPO	55.9	26.0	55.7	18.6	49.4	20.4	10.9	12.9	19.9	13.4
ONI+TNA +TPI-IPO +AMO	57.7	25.8	55.8	21.2	50.6	20.6	14.5	12.7	19.9	13.2

Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Diferente dessa dinâmica impulsionada pelo ENOS, o segundo regime abrange o Nordeste e o Brasil central, modulado principalmente por forçamentos Atlânticos e decadais. Enquanto a literatura frequentemente associa as secas do

Nordeste ao El Niño, o modelo multivariado mostra que a influência isolada desse fenômeno é muito pequena na região. Na Paraíba, os índices atuando individualmente têm desempenhos muito baixos, mas combinações envolvendo modos do Atlântico, como TNA + TPI-IPO + AMO, levam o poder preditivo para 21,3%. Mais importante ainda, quando as variâncias sobrepostas são isoladas estatisticamente na MLR, a influência do ONI se torna insignificante (A1 = -0,03). No entanto, outros sinais surgem muito mais fortes, como o do forçamento decadal de baixa frequência do Pacífico, o TPI-IPO (A3 = -0,41), e o da variabilidade multidecadal do Atlântico, o AMO (A4 = -0,31). Essa independência do ENOS também é evidente no Brasil central. Em Brasília, a contribuição do ONI também é pequena (A1 = 0,07), enquanto a variabilidade multidecadal do Atlântico assume influências expressivas (AMO, A4 = -0,37). Esses resultados mostram que o Atlântico e as oscilações de longo prazo do Pacífico têm muito mais relevância para essas regiões do que eventos ENOS.

Tabela 2 - Coeficientes da MLR obtidos a partir de dados do ERA5 agregados em 12 meses.

Region	Colombia (A)	Amazônia, Brazil (B)	Pará, Brazil (C)	Paraíba, Brazil (D)	Southern Peru (E)	Chaco (F)	Brasília, Brazil (G)	Southern Chile (H)	Buenos Aires, Argentina (I)	Rio Grande do Sul, Brazil (J)
A0	5.4E-6	-6.2E-6	1.0E-6	-5.7E-6	-5.0E-6	-1.2E-7	3.2E-6	-3.4E-6	-4.8E-6	-5.4E-6
A1 (ONI)	-0.63	-0.33	-0.67	-0.03	-0.43	-0.28	0.07	0.38	0.29	0.36
A2 (TNA)	0.08	-0.37	-0.12	-0.20	-0.35	-0.11	0.17	-0.06	-0.19	-0.15
A3 (TPI-IPO)	-0.08	-0.07	-0.16	-0.41	0.09	0.28	0.19	-0.04	0.24	-0.06
A4 (AMO)	0.26	-0.02	0.10	-0.31	-0.22	-0.12	-0.37	0.04	0.07	-0.03

Fonte: elaborado pelo autor (2026).

O terceiro regime atua sobre a porção meridional e extratropical da América do Sul, abrangendo a região do Cone Sul. As teleconexões mostram pouca influência na DHC desta área. No estado do Rio Grande do Sul e no sul do Chile, a combinação dos quatro índices explica apenas 13,2% e 12,7% da variância, respectivamente, enquanto a capital da Argentina, Buenos Aires, chega a 19,9%. Apesar do baixo poder preditivo, a análise dos coeficientes revela que o sinal oceânico que chega à região com mais força é o ENOS, atuando de forma oposta

aos trópicos, com valores A_1 variando de 0,29 a 0,38. Esse comportamento geral de baixa correlação é explicado pela física atmosférica dos extratrópicos, amplamente governada pela variabilidade interna de alta frequência, por sistemas sinóticos transientes, como ciclones extratropicais e frentes, e por complexos *feedbacks* locais entre superfície e atmosfera, os quais operam na maior parte do tempo independentemente do forçamento oceânico.

Em conclusão, os resultados mostram que a variabilidade da DHC na América do Sul não é controlada majoritariamente por apenas teleconexão oceânica-atmosférica. O uso da abordagem multivariada é fundamental para separar a influência real de cada índice, eliminando a redundância informacional que poderia levar a conclusões equivocadas.

4.3.6 Considerações Gerais

A avaliação da DHC mostra que o continente sul-americano encaminha-se para extremos hidroclimáticos, mais acentuados no cenário de altas emissões, SSP5-8.5. Os resultados expõem projeções de reduções da DHC de até -80 mm na Amazônia e -60 mm no Nordeste, o que resultará na expansão territorial e intensificação da magnitude de secas profundas, além de uma secagem de até -75 mm na costa sul do Chile. Em sentido oposto, a bacia do Prata e o Sul do Brasil projetam aumentos de até 60 mm. O *ensemble* CMIP6 reproduz bem os padrões de umidade no continente, embora haja deficiências da modelagem na representação valores extremos, reduzindo máximos observados de 270 mm para 150-200 mm e suavizando secas de alta frequência. A aplicação do SNIPE, índice não paramétrico que representa a DHC, integrado ao modelo MLR, se mostra uma ferramenta preditiva robusta. Essa abordagem é adotada porque avaliar índices individualmente oferece um entendimento parcial do clima. Nesta etapa foram utilizados os quatro índices com sinais mais fortes sobre o continente, sendo eles ONI, TNA, AMO e TPI-IPO. Os resultados expõem a existência de três grandes regimes no continente. O setor equatorial é caracterizado por uma influência compartilhada entre as oscilações de alta frequência do Pacífico, o ENOS, e as forçantes do Atlântico Norte. Já o Nordeste e o Brasil central apresentam uma independência do El Niño, tendo a variabilidade de DHC modulada majoritariamente pela ação conjunta das teleconexões do Atlântico com os forçamentos de baixa frequência do Pacífico, o TPI-IPO. O terceiro regime é o extratropical no Cone Sul, que, com uma sensibilidade muito menor aos grandes forçamentos oceânicos, possui uma DHC governada pela variabilidade atmosférica interna e por sistemas sinóticos transientes.

5 CONCLUSÕES FINAIS

A presente tese partiu de uma questão ainda não resolvida na avaliação do clima futuro da América do Sul. Embora estudos anteriores já indiquem secagem em partes da Amazônia e do Nordeste, aumento das chuvas em setores subtropicais e alterações na estação chuvosa, ainda não estava claro quais sinais regionais persistem após o tratamento dos vieses e da dependência entre modelos, qual era o nível de confiança desses sinais em cada cenário e o que a DHC permitia compreender além da precipitação. Os resultados apoiam os principais pontos da hipótese proposta. A resposta hidroclimática muda entre as sub-regiões e não aumenta de forma proporcional entre os cenários. O principal avanço da tese está em determinar onde essas mudanças ocorrem, em quais estações são mais fortes e com que grau de confiança podem ser interpretadas.

Na validação histórica de 24 modelos, oito índices de extremos e sete sub-regiões, o QDM reduziu de 40,4% para 7,7% a área continental em que os vieses são estatisticamente significativos. Os ganhos foram mais consistentes na representação espacial e nos índices de duração CDD e CWD, incluindo a correção do prolongamento artificial da duração dos eventos de precipitação. Mas essa melhora não ocorreu em todas as análises temporais. No inverno austral, o erro na representação da variabilidade interanual do RX5day chega a aumentos de mais de 330% após o ajuste, enquanto as simulações nativas representam melhor as tendências de longo prazo dos índices de volume e intensidade. No período histórico, a correção aproximou grande parte dos padrões espaciais aos dados de referência, mas não apresentou o melhor desempenho em todas as dimensões avaliadas.

A comparação dos quatro métodos de *ensemble* confirmou que a forma de combinar os modelos também altera a distribuição da precipitação. Os métodos não ponderados, MME e AMME, suavizam máximos e gradientes porque combinam áreas de chuva que os modelos posicionam em pontos diferentes da grade. O IWM também calcula a média e não elimina completamente essa suavização, mas sua vantagem está no uso da covariância dos erros para dar menos peso a modelos que erram de forma parecida. A covariância considera a semelhança dos erros no espaço e no tempo e evita que a repetição do mesmo erro receba grande peso no *ensemble*. Entre os métodos avaliados no período histórico, o IWM foi o que melhor preservou ao mesmo tempo a distribuição espacial e a variabilidade temporal,

superando frequentemente modelos individuais corrigidos. Esse resultado mostra que a dependência entre os modelos deve ser considerada na representação da precipitação sul-americana.

As projeções probabilísticas utilizaram os modelos individuais corrigidos e ponderados por desempenho. A análise da magnitude, probabilidade, cobertura territorial e relação sinal-ruído mostra que o SSP5-8.5 intensifica muitas mudanças, mas nem sempre amplia o sinal encontrado no SSP2-4.5. O Nordeste apresenta um dos exemplos mais claros. Sob o SSP5-8.5, a precipitação total da primavera tem redução média de 35,9% em 99,9% da região, mas no verão a probabilidade de aumento do total de chuva cai de 88% no SSP2-4.5 para 57% no SSP5-8.5.

Nas demais sub-regiões as mudanças também variam ao longo do ano. Na Amazônia, os períodos secos ficam mais longos e os dias úmidos consecutivos diminuem enquanto os eventos curtos e intensos aumentam. O Noroeste projeta chuvas mais intensas no início do ano e uma transição acentuada para condições secas na primavera. No Sistema de Monção da América do Sul a redução das chuvas e o aumento dos dias secos na primavera formam um padrão compatível com atraso no início da estação chuvosa, seguido por precipitações mais intensas no outono. No Sudeste, o verão e o outono se tornam mais chuvosos, enquanto a primavera fica mais árida. O Extremo Sul projeta aumento das chuvas de inverno e estações quentes mais secas. No Sudoeste, a secagem ocorre ao longo do ciclo anual, incluindo uma forte redução das chuvas de inverno na costa chilena. O SSP2-4.5 limita a magnitude e a extensão dos sinais mais severos, embora não reverta a maior parte das mudanças.

A avaliação da DHC mostra por que essas alterações não podem ser interpretadas apenas pela intensidade ou pelo total de precipitação. Ao fim do século, sob o SSP5-8.5, as reduções alcançam aproximadamente 80 mm na Amazônia durante o inverno e a primavera, 60 mm no Nordeste durante o outono e 75 mm na costa sul do Chile entre a primavera e o outono. Em sentido oposto, a bacia do Prata apresenta aumentos de até 60 mm na primavera. Esses contrastes mostram que o aumento das chuvas diárias intensas não significa maior disponibilidade de água, pois a duração dos períodos secos, a sazonalidade e a demanda evaporativa também alteram a quantidade de água disponível.

Na análise histórica, a aplicação do SNIPE e do MLR identificou três regimes de relação entre a DHC e os sinais oceano-atmosféricos. Na região equatorial, os quatro índices selecionados explicaram mais da metade da variância da DHC no Pará e na Colômbia, e o ONI apresentou a maior influência. No Nordeste e no Brasil Central, o coeficiente padronizado do ONI torna-se pequeno quando os demais índices são analisados em conjunto. Na Paraíba, esse coeficiente foi de −0,03, enquanto o TPI-IPO e a AMO apresentaram valores de −0,41 e −0,31. No Cone Sul, os quatro índices explicaram apenas entre 12,7% e 19,9% da variância nas localidades avaliadas, resultado compatível com maior participação de processos não representados pela regressão, incluindo a variabilidade atmosférica interna e os sistemas sinóticos transientes. O MLR foi aplicado ao período histórico, mas os padrões encontrados ajudam a entender como mudanças futuras nas teleconexões podem contribuir para as tendências da DHC. A intensidade dessa contribuição dependerá de como cada modo oceano-atmosférico se comportará no clima futuro.

Os sinais de secagem da Amazônia e do Nordeste e de aumento da umidade na bacia do Prata já aparecem na literatura. A contribuição original desta tese resulta da integração, em uma mesma base regional, da validação do QDM, da avaliação de diferentes *ensembles*, das projeções probabilísticas dos extremos e da análise da DHC e de suas relações históricas com teleconexões. Essa avaliação permitiu identificar onde os sinais permanecem consistentes após o tratamento dos vieses, onde a correção melhora a distribuição espacial, mas prejudica a variabilidade temporal, e onde chuvas mais intensas coexistem com menor DHC. Também mostrou que o aumento das emissões não produz a mesma resposta em todas as regiões e estações, quantificou a magnitude, a probabilidade, a cobertura territorial e o nível de confiança das mudanças e identificou onde o sinal projetado é maior do que a diferença entre os modelos.

No entanto, as análises realizadas apresentam algumas limitações que devem ser consideradas. O QDM considera que as relações estatísticas obtidas no período histórico permanecem aplicáveis ao futuro. Essa suposição pode se enfraquecer com as alterações dinâmicas provocadas por cenários mais extremos, como o SSP5-8.5. Além disso, o *downscaling* estatístico não corrige deficiências físicas das parametrizações nativas. A DHC foi calculada com dados mensais não ajustados e um *ensemble* não ponderado. Essa escolha se baseou na melhor representação das tendências de longo prazo pelas simulações nativas, mas

mantém parte dos vieses de magnitude e pode suavizar gradientes espaciais. A DHC representa a diferença entre precipitação e evapotranspiração potencial, e não a água efetivamente armazenada no solo, recarregada nos aquíferos ou disponível nos rios. Por fim, o MLR não considerou defasagens temporais, memória hidrológica ou relações não lineares. Essas limitações foram consideradas ao longo da discussão e também precisam ser levadas em conta na avaliação dos mecanismos apresentados.

Em síntese, a América do Sul não caminha simplesmente para um estado mais seco ou mais úmido. O continente passa por uma redistribuição regional e sazonal da água, na qual estiagens mais longas podem coexistir com chuvas diárias mais intensas, enquanto aumentos locais de umidade podem ocorrer junto à perda de regularidade em períodos críticos. Ao quantificar onde essas mudanças são mais consistentes, como variam entre os cenários e quais incertezas permanecem, a tese fornece uma base mais segura para avaliações de risco, planejamento hídrico, agricultura, geração de energia e adaptação climática no continente.

6 SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS

Os seguintes trabalhos podem dar continuidade a esta pesquisa:

I. Comparar o QDM com o *downscaling* dinâmico e métodos de *machine learning*. A comparação deve considerar tanto a representação espacial quanto as mudanças ao longo do tempo. A DHC também deve ser recalculada a partir de dados diários corrigidos, permitindo verificar se os ajustes preservam as tendências de longo prazo antes de serem utilizados nas projeções.

II. Ampliar a análise da DHC com modelos de superfície terrestre, hidrológicos e regionais acoplados alimentados pelas projeções CMIP6. A inclusão da textura e profundidade do solo, capacidade de retenção, condutividade hidráulica e profundidade radicular permite avaliar como a diferença entre precipitação e evapotranspiração potencial se transforma em umidade do solo, evapotranspiração real, recarga e escoamento. Em conjunto, experimentos com clima presente e futuro e cobertura terrestre atual e projetada, seguindo a lógica do LUMIP/CMIP6 e das trajetórias LUH2, poderiam separar os efeitos do aquecimento, das mudanças de uso e cobertura da terra e da interação entre os dois. Essa abordagem permite avaliar se o desmatamento e a expansão agropecuária aumentam ou reduzem os déficits projetados na Amazônia, no Brasil Central e na bacia do Prata.

III. Reavaliar as relações entre SNIPE e teleconexões com modelos que incluam defasagens, memória hidrológica, respostas não lineares e coeficientes variáveis no tempo. Essa análise também poderá ser repetida com modelos CMIP7, outras bases observacionais e múltiplos membros de condição inicial, para verificar se os ganhos do QDM e do IWM e os padrões regionais de extremos e DHC também são úteis nesses novos conjuntos de dados.

REFERÊNCIAS

ALLAN, Richard P.; SODEN, Brian J. Atmospheric warming and the amplification of precipitation extremes. **Science**, v. 321, n. 5895, p. 1481-1484, 2008.

ALMAZROUI, Mansour *et al.* Assessment of CMIP6 performance and projected temperature and precipitation changes over South America. **Earth Systems and Environment**, v. 5, n. 2, p. 155-183, 2021.

ARGÜESO, D.; EVANS, J. P.; FITA, Lluis. Precipitation bias correction of very high resolution regional climate models. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 17, n. 11, p. 4379-4388, 2013.

ARIAS, Paola A. *et al.* Changes in atmospheric moisture transport over tropical South America: an analysis under a climate change scenario. **Climate Dynamics**, v. 61, n. 11, p. 4949-4969, 2023.

ARRAUT, Josefina Moraes *et al.* Aerial rivers and lakes: looking at large-scale moisture transport and its relation to Amazonia and to subtropical rainfall in South America. **Journal of Climate**, v. 25, n. 2, p. 543-556, 2012.

BAI, Huizi *et al.* Multi‐model ensemble of CMIP6 projections for future extreme climate stress on wheat in the North China Plain. **International Journal of Climatology**, v. 41, p. E171-E186, 2021.

BALDWIN, Jane W. *et al.* Outsize influence of Central American orography on global climate. **AGU Advances**, v. 2, n. 2, p. e2020AV000343, 2021.

BALHANE, Saloua *et al.* Changes in mean and extreme temperature and precipitation events from different weighted multi-model ensembles over the northern half of Morocco. **Climate dynamics**, v. 58, n. 1, p. 389-404, 2022.

BARICHIVICH, Jonathan *et al.* Recent intensification of Amazon flooding extremes driven by strengthened Walker circulation. **Science advances**, v. 4, n. 9, p. eaat8785, 2018.

BAZZANELA, Anna Carolina *et al.* Performance of CMIP6 models over South America. **Climate Dynamics**, v. 62, n. 2, p. 1501-1516, 2024.

BECK, Hylke *et al.* **MSWEP V3: Machine Learning-Powered Global Precipitation Estimates at 0.1° Hourly Resolution (1979–Present)**. 2026.

BISHOP, Craig H.; ABRAMOWITZ, Gab. Climate model dependence and the replicate Earth paradigm. **Climate dynamics**, v. 41, n. 3, p. 885-900, 2013.

BJARKE, Nels; BARSUGLI, Joseph; LIVNEH, Ben. Ensemble of CMIP6 derived reference and potential evapotranspiration with radiative and advective components. **Scientific Data**, v. 10, n. 1, p. 417, 2023.

BUYTAERT, W.; DE BIÈVRE, B. Water for cities: the impact of climate change and demographic growth in the tropical Andes. **Water Resources Research**, v. 48, W08503, 2012.

CAI, Wenju *et al.* Increasing frequency of extreme El Niño events due to greenhouse warming. **Nature climate change**, v. 4, n. 2, p. 111-116, 2014.

CANNON, Alex J.; SOBIE, Stephen R.; MURDOCK, Trevor Q. Bias correction of GCM precipitation by quantile mapping: how well do methods preserve changes in quantiles and extremes?. **Journal of climate**, v. 28, n. 17, p. 6938-6959, 2015.

CANNON, Alex J. Multivariate quantile mapping bias correction: an N-dimensional probability density function transform for climate model simulations of multiple variables. **Climate Dynamics**, v. 50, p. 31-49, 2018.

CARDOSO, Rita M. *et al.* Mean and extreme temperatures in a warming climate: EURO CORDEX and WRF regional climate high-resolution projections for Portugal. **Climate Dynamics**, v. 52, n. 1, p. 129-157, 2019.

CARVALHO, Leila M. V.; JONES, Charles; LIEBMANN, Brant. The South Atlantic Convergence Zone: intensity, form, persistence, and relationships with intraseasonal to interannual activity and extreme rainfall. **Journal of Climate**, v. 17, n. 1, p. 88-108, 2004.

CARVALHO, Leila M. V.; JONES, Charles; SILVA, Ana E.; LIEBMANN, Brant; SILVA DIAS, Pedro L. The South American Monsoon System and the 1970s climate transition. **International Journal of Climatology**, v. 31, p. 1248-1256, 2011.

CASTELLANOS, Edwin J. *et al.* Central and South America. In: PÖRTNER, Hans-Otto *et al.* (ed.). **Climate Change 2022: Impacts, Adaptation and Vulnerability**. Cambridge: Cambridge University Press, 2022. p. 1689-1816.

CHAGAS, Vinícius BP; CHAFFE, Pedro LB; BLÖSCHL, Günter. Climate and land management accelerate the Brazilian water cycle. **Nature Communications**, v. 13, n. 1, p. 5136, 2022.

CHEN, Di; DAI, Aiguo; HALL, Alex. The convective-to-total precipitation ratio and the "drizzling" bias in climate models. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, v. 126, n. 16, p. e2020JD034198, 2021.

CHEN, Weilin; JIANG, Zhihong; LI, Laurent. Probabilistic projections of climate change over China under the SRES A1B scenario using 28 AOGCMs. **Journal of Climate**, v. 24, n. 17, p. 4741-4756, 2011.

COPERNICUS CLIMATE CHANGE SERVICE (C3S). **ERA5-Land hourly data from 1950 to present**. [S. l.]: Copernicus Climate Change Service (C3S) Climate Data Store (CDS), 2019.

DAI, Aiguo; TRENBERTH, Kevin E. The diurnal cycle and its depiction in the Community Climate System Model. **Journal of climate**, v. 17, n. 5, p. 930-951, 2004.

DENG, Kaiqiang *et al.* Changes of Southern Hemisphere westerlies in the future warming climate. **Atmospheric Research**, v. 270, p. 106040, 2022.

DIMA, Mihai; LOHMANN, Gerrit. A hemispheric mechanism for the Atlantic Multidecadal Oscillation. **Journal of Climate**, v. 20, n. 11, p. 2706-2719, 2007.

DONAT, Markus G.; LOWRY, Andrew L.; ALEXANDER, Lisa V.; O'GORMAN, Paul A.; MAHER, Nicola. More extreme precipitation in the world's dry and wet regions. **Nature Climate Change**, v. 6, n. 5, p. 508-513, 2016.

DOUVILLE, H. *et al.* Water cycle changes. In: MASSON-DELMOTTE, Valérie *et al.* (ed.). **Climate Change 2021: The Physical Science Basis**. Cambridge: Cambridge University Press, 2021. p. 1055-1210.

EBERT, Elizabeth E. Ability of a poor man's ensemble to predict the probability and distribution of precipitation. **Monthly Weather Review**, v. 129, n. 10, p. 2461-2480, 2001.

ENFIELD, David B. *et al.* How ubiquitous is the dipole relationship in tropical Atlantic sea surface temperatures?. **Journal of Geophysical Research: Oceans**, v. 104, n. C4, p. 7841-7848, 1999.

ENFIELD, David B.; MESTAS-NUÑEZ, Alberto M.; TRIMBLE, Paul J. The Atlantic multidecadal oscillation and its relation to rainfall and river flows in the continental US. **Geophysical research letters**, v. 28, n. 10, p. 2077-2080, 2001.

ESPINOZA, Jhan Carlo *et al.* Hydroclimate of the Andes part I: main climatic features. **Frontiers in Earth Science**, v. 8, p. 64, 2020.

EYRING, Veronika *et al.* Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization. **Geoscientific Model Development**, v. 9, n. 5, p. 1937-1958, 2016.

EZEKIEL, Mordecai. **Methods of correlation analysis**. J. Wiley & Sons, Incorporated, 1930.

FERREIRA, Antonio Geraldo; MELLO, Namir Giovanni da Silva. **Principais sistemas atmosféricos atuantes sobre A Região Nordeste do Brasil e a influência dos Oceanos Pacífico e Atlântico no clima da região**. 2005.

FERREIRA, Glauber W. S.; REBOITA, Michelle S. A new look into the South America precipitation regimes: observation and forecast. **Atmosphere**, v. 13, n. 6, p. 873, 2022.

FERREIRA, Glauber Willian de Souza *et al.* Assessment of precipitation and hydrological droughts in South America through statistically downscaled CMIP6 projections. **Climate**, v. 11, n. 8, p. 166, 2023.

FIEDLER, Stephanie *et al.* Simulated tropical precipitation assessed across three major phases of the Coupled Model Intercomparison Project (CMIP). **Monthly Weather Review**, v. 148, n. 9, p. 3653-3680, 2020.

FIRPO, Mári Ândrea Feldman *et al.* Assessment of CMIP6 models' performance in simulating present-day climate in Brazil. **Frontiers in Climate**, v. 4, p. 948499, 2022.

FOSSER, Giorgia *et al.* Convection-permitting climate models offer more certain extreme rainfall projections. **npj Climate and Atmospheric Science**, v. 7, p. 51, 2024.

FOWLER, Hayley J. *et al.* Anthropogenic intensification of short-duration rainfall extremes. **Nature Reviews Earth & Environment**, v. 2, p. 107-122, 2021.

FU, Rong *et al.* Increased dry-season length over southern Amazonia in recent decades and its implication for future climate projection. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 110, n. 45, p. 18110-18115, 2013.

GAN, Manoel Alonso; RODRIGUES, Luiz R.; RAO, Vadlamudi B. Monção na América do Sul. In: CAVALCANTI, Iracema F. A. *et al.* (Org.). **Tempo e Clima no Brasil**. São Paulo: Oficina de Textos, 2009. cap. 19, p. 297-312.

GAN, Ruyu *et al.* Greenhouse warming and internal variability increase extreme and central Pacific El Niño frequency since 1980. **Nature Communications**, v. 14, n. 1, p. 394, 2023.

GARREAUD, René D. *et al.* The 2010–2015 megadrought in central Chile: impacts on regional hydroclimate and vegetation. **Hydrology and earth system sciences**, v. 21, n. 12, p. 6307-6327, 2017.

GARREAUD, René D.; VUILLE, Mathias; COMPAGNUCCI, Rosa; MARENGO, José A. Present-day South American climate. **Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology**, v. 281, n. 3-4, p. 180-195, 2009.

GARREAUD, René D. The Andes climate and weather. **Advances in geosciences**, v. 22, p. 3-11, 2009.

GLANTZ, Michael H.; RAMIREZ, Ivan J. Reviewing the Oceanic Niño Index (ONI) to enhance societal readiness for El Niño's impacts. **International Journal of Disaster Risk Science**, v. 11, n. 3, p. 394-403, 2020.

GUDMUNDSSON, Lukas *et al.* Downscaling RCM precipitation to the station scale using statistical transformations–a comparison of methods. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 16, n. 9, p. 3383-3390, 2012.

GULEV, Sergey K. *et al.* Changing state of the climate system. **Climate change 2021: The physical science basis. Contribution of working group I to the sixth assessment report of the intergovernmental panel on climate change**, p. 287-422, 2021.

GUTOWSKI JR, William J. *et al.* Temporal–spatial scales of observed and simulated precipitation in central US climate. **Journal of Climate**, v. 16, n. 22, p. 3841-3847, 2003.

HARRIS, Ian *et al.* Version 4 of the CRU TS monthly high-resolution gridded multivariate climate dataset. **Scientific data**, v. 7, n. 1, p. 109, 2020.

HASTENRATH, Stefan. Exploring the climate problems of Brazil's Nordeste: a review. **Climatic Change**, v. 112, n. 2, p. 243-251, 2012.

HEEDE, Ulla K. *et al.* Tropical Pacific warming patterns influence future hydroclimate shifts and extremes in the Americas. **Earth's Future**, v. 13, n. 9, p. e2025EF006014, 2025.

HELD, Isaac M.; SODEN, Brian J. Robust responses of the hydrological cycle to global warming. **Journal of Climate**, v. 19, n. 21, p. 5686-5699, 2006.

HEMPEL, Sabrina; FRIELER, Katja; WARSZAWSKI, Lila; SCHEWE, Jacob; PIONTEK, Franziska. A trend-preserving bias correction: the ISI-MIP approach. **Earth System Dynamics**, v. 4, p. 219-236, 2013.

HENLEY, Benjamin J. *et al.* A tripole index for the interdecadal Pacific oscillation. **Climate dynamics**, v. 45, n. 11, p. 3077-3090, 2015.

HOLLOWAY, C. E.; WOOLNOUGH, S. J.; LISTER, G. M. S. Precipitation distributions for explicit versus parametrized convection in a large-domain high-resolution tropical case study. **Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society**, v. 138, p. 1692-1708, 2012.

ITURBIDE, Maialen *et al.* An update of IPCC climate reference regions for subcontinental analysis of climate model data: definition and aggregated datasets. **Earth System Science Data**, v. 12, p. 2959-2970, 2020.

JIANG, Zhihong *et al.* Extreme precipitation indices over China in CMIP5 models. Part I: Model evaluation. **Journal of Climate**, v. 28, n. 21, p. 8603-8619, 2015.
JONES, Charles; CARVALHO, Leila MV. The influence of the Atlantic multidecadal oscillation on the eastern Andes low-level jet and precipitation in South America. **NPJ Climate and Atmospheric Science**, v. 1, n. 1, p. 40, 2018.

JUNQUAS, Clémentine *et al.* Influence of South America orography on summertime precipitation in Southeastern South America. **Climate Dynamics**, v. 46, n. 11, p. 3941-3963, 2016.

KAISER, Jérôme *et al.* Orbital modulation of subtropical versus subantarctic moisture sources in the southeast Pacific mid-latitudes. **Nature Communications**, v. 15, n. 1, p. 7512, 2024.

KAYANO, Mary Toshie; CAPISTRANO, Vinicius Buscioli. How the Atlantic multidecadal oscillation (AMO) modifies the ENSO influence on the South American rainfall. **International Journal of Climatology**, v. 34, n. 1, 2014.

KNUTTI, Reto *et al.* Challenges in combining projections from multiple climate models. **Journal of Climate**, v. 23, n. 10, p. 2739-2758, 2010.

LEE, Hoesung *et al.* Climate change 2023 synthesis report summary for policymakers. **CLIMATE CHANGE 2023 synthesis report: summary for policymakers**, 2024.

LEI, Xiaoni *et al.* Evaluation of CMIP6 models and multi-model ensemble for extreme precipitation over arid Central Asia. **Remote Sensing**, v. 15, n. 9, p. 2376, 2023.

LI, Sihan *et al.* A pan-South-America assessment of avoided exposure to dangerous extreme precipitation by limiting to 1.5 C warming. **Environmental Research Letters**, v. 15, n. 5, p. 054005, 2020.

LI, Wei *et al.* Extreme precipitation indices over China in CMIP5 models. Part II: Probabilistic projection. **Journal of Climate**, v. 29, n. 24, p. 8989-9004, 2016.

LIU, Yu *et al.* Recent forest loss in the Brazilian Amazon causes substantial reductions in dry season precipitation. **AGU Advances**, v. 6, n. 2, p. e2025AV001670, 2025.

LÓPEZ, Katherine Lisbeth Ccoica. **Interannual variability of Tropical Atlantic and its influence on extreme precipitation events: Focus on the Amazon Basin**. 2020. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

LUCAS-PICHER, Philippe *et al.* Convection-permitting modeling with regional climate models: latest developments and next steps. **WIREs Climate Change**, v. 12, p. e731, 2021.

MAKSIC, Jelena *et al.* Influence of the Atlantic multidecadal oscillation on South American atmosphere dynamics and precipitation. **Atmosphere**, v. 13, n. 11, p. 1778, 2022.

MAMALAKIS, Antonios *et al.* Zonally contrasting shifts of the tropical rain belt in response to climate change. **Nature climate change**, v. 11, n. 2, p. 143-151, 2021.

MANN, Henry B.; WHITNEY, Donald R. On a test of whether one of two random variables is stochastically larger than the other. **The annals of mathematical statistics**, p. 50-60, 1947.

MANTUA, Nathan J. *et al.* A Pacific interdecadal climate oscillation with impacts on salmon production. **Bulletin of the american Meteorological Society**, v. 78, n. 6, p. 1069-1080, 1997.

MANTUA, Nathan J.; HARE, Steven R. The Pacific decadal oscillation. **Journal of oceanography**, v. 58, n. 1, p. 35-44, 2002.

MARAUN, Douglas *et al.* Precipitation downscaling under climate change: Recent developments to bridge the gap between dynamical models and the end user. **Reviews of geophysics**, v. 48, n. 3, 2010.

MARAUN, Douglas. Bias correcting climate change simulations: a critical review. **Current Climate Change Reports**, v. 2, p. 211-220, 2016.

MARAUN, Douglas *et al.* Towards process-informed bias correction of climate change simulations. **Nature Climate Change**, v. 7, n. 11, p. 764-773, 2017.

MARENGO, Jose Antonio *et al.* Long-term variability, extremes and changes in temperature and hydrometeorology in the Amazon region: A review. **Acta Amazonica**, v. 54, p. e54es22098, 2024.

MARENGO, Jose Antonio *et al.* Recent developments on the South American monsoon system. **International Journal of Climatology**, [S. l.], v. 32, p. 1-21, 2012.

MARENGO, Jose Antonio *et al.* The drought of 2010 in the context of historical droughts in the Amazon region. **Geophysical research letters**, v. 38, n. 12, 2011.

MARENGO, Jose Antonio; TORRES, Roger Rodrigues; ALVES, Lincoln Muniz. Drought in Northeast Brazil—past, present, and future. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 129, n. 3, p. 1189-1200, 2017.

MARENGO, José A. *et al.* Changes in climate and land use over the Amazon region: current and future variability and trends. **Frontiers in Earth Science**, v. 6, p. 228, 2018.

MARSHALL, Gareth J. Trends in the Southern Annular Mode from observations and reanalyses. **Journal of climate**, v. 16, n. 24, p. 4134-4143, 2003.

MARTÍN-GÓMEZ, Verónica; BARREIRO, Marcelo. Effect of future climate change on the coupling between the tropical oceans and precipitation over Southeastern South America. **Climatic change**, v. 141, n. 2, p. 315-329, 2017.

MCKEE, T. B.; DOESKEN, N.J.; KLEIST, J. The relationship of drought frequency and duration to time scales. In: **Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology**. 1993. p. 179-183.

MEDEIROS, Felipe Jeferson de; OLIVEIRA, Cristiano Prestrelo de; DIAZ, Alvaro Javier Avila. Evaluation of extreme precipitation climate indices and their projected changes for Brazil: from CMIP3 to CMIP6. **Weather and Climate Extremes**, v. 38, p. 1-22, 2022.

MENDES, David *et al.* Climatology of extratropical cyclones over the South American–southern oceans sector. **Theoretical and applied climatology**, v. 100, n. 3, p. 239-250, 2010.

MONTINI, Tessa L.; JONES, Charles; CARVALHO, Leila M. V. The South American Low-Level Jet: a new climatology, variability, and changes. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, v. 124, n. 3, p. 1200-1218, 2019.

NEGRON-JUAREZ, Robinson *et al.* Coupled model intercomparison project phase 6 (CMIP6) high resolution model intercomparison project (HighResMIP) bias in extreme rainfall drives underestimation of amazonian precipitation. **Environmental Research Communications**, v. 6, n. 9, p. 091001, 2024.

O'GORMAN, Paul A. Precipitation extremes under climate change. **Current Climate Change Reports**, v. 1, n. 2, p. 49-59, 2015.

OLIVEIRA, Roseli *et al.* Seasonal climatology of cold fronts in south-central South America from an automated detection system. **Ciência e Natura**, v. 46, p. e85472-e85472, 2024.

ONYUTHA, Charles. Long-term climatic water availability trends and variability across the African continent. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 146, n. 1, p. 1-17, 2021.

ONYUTHA, Charles. On rigorous drought assessment using daily time scale: Non-stationary frequency analyses, revisited concepts, and a new method to yield non-parametric indices. **Hydrology**, v. 4, n. 4, p. 48, 2017.

PABÓN-CAICEDO, José Daniel *et al.* Observed and projected hydroclimate changes in the Andes. **Frontiers in Earth Science**, v. 8, p. 61, 2020.

PODESTÁ, Guillermo *et al.* Decadal climate variability in the Argentine Pampas: regional impacts of plausible climate scenarios on agricultural systems. **Climate Research**, v. 40, n. 2-3, p. 199-210, 2009.

PÖRTNER, Hans-Otto *et al.* Climate change 2022: Impacts, adaptation and vulnerability. **Cambridge University Press**, 2022.

PRIESTLEY, Charles Henry Brian; TAYLOR, Robert Joseph. On the assessment of surface heat flux and evaporation using large-scale parameters. **Monthly weather review**, v. 100, n. 2, p. 81-92, 1972.

REBOITA, Michelle Simões; AMBRIZZI, Tércio; ROCHA, Rosmeri Porfírio da. Relationship between the southern annular mode and southern hemisphere atmospheric systems. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 24, p. 48-55, 2009.

REBOITA, Michelle Simões *et al.* Assessment of precipitation and near-surface temperature simulation by CMIP6 models in South America. **Environmental Research: Climate**, v. 3, n. 2, p. 025011, 2024.

REBOITA, Michelle Simões *et al.* Ciclo de vida do sistema de monção da América do Sul: Clima presente e futuro. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 15, n. 01, p. 343-358, 2022b.

REBOITA, Michelle Simões *et al.* Future projections of extreme precipitation climate indices over South America based on CORDEX-CORE multimodel ensemble. **Atmosphere**, v. 13, n. 9, p. 1463, 2022a.

REBOITA, Michelle Simões *et al.* Impacts of teleconnection patterns on South America climate. **Annals of the New York Academy of Sciences**, v. 1504, n. 1, p. 116-153, 2021.

REBOITA, Michelle Simões *et al.* Regimes de precipitação na América do Sul: uma revisão bibliográfica. **Revista brasileira de meteorologia**, v. 25, n. 2, p. 185-204, 2010.

REBOITA, Michelle Simões *et al.* South American monsoon lifecycle projected by statistical downscaling with CMIP6-GCMs. **Atmosphere**, v. 14, n. 9, p. 1380, 2023.

REBOITA, Michelle Simões *et al.* The South Atlantic subtropical anticyclone: present and future climate. **Frontiers in Earth Science**, v. 7, p. 8, 2019.

REYER, Christopher PO *et al.* Climate change impacts in Latin America and the Caribbean and their implications for development. **Regional Environmental Change**, v. 17, n. 6, p. 1601-1621, 2017.

RIVERA, Juan A.; ARNOULD, Gabriel. Evaluation of the ability of CMIP6 models to simulate precipitation over Southwestern South America: Climatic features and long-term trends (1901–2014). **Atmospheric Research**, v. 241, p. 104953, 2020.

SANTOS, Luiz Octávio Fabrício dos *et al.* Trends of climate extremes and their relationships with tropical ocean temperatures in South America. **Earth**, v. 5, n. 4, p. 844-872, 2024.

SARRICOLEA, Pablo; HERRERA-OSSANDON, Mariajosé; MESEGUER-RUIZ, Óliver. Climatic regionalisation of continental Chile. **Journal of Maps**, v. 13, n. 2, p. 66-73, 2017.

SEN, Pranab Kumar. Estimates of the regression coefficient based on Kendall's tau. **Journal of the American statistical association**, v. 63, n. 324, p. 1379-1389, 1968.

SENEVIRATNE, Sonia I. *et al.* Weather and climate extreme events in a changing climate. In: MASSON-DELMOTTE, Valérie *et al.* (ed.). **Climate Change 2021: The Physical Science Basis**. Cambridge: Cambridge University Press, 2021. p. 1513-1766.

SILVA, Maria Elisa Siqueira *et al.* South America climate during the 1970–2001 Pacific Decadal Oscillation phases based on different reanalysis datasets. **Frontiers in Earth Science**, v. 7, p. 359, 2020.

SILVA, Rosimeire Araújo; FEARNSIDE, Philip Martin. The roots of Amazonia's droughts and floods: complex interactions of Pacific and Atlantic sea-surface temperatures. **Frontiers in Climate**, v. 7, p. 1656283, 2025.

SILVA, Viviane BS; KOUSKY, Vernon E. The South American monsoon system: Climatology and variability. **Modern climatology**, v. 123, p. 152, 2012.

SOLMAN, Silvina A.; NUNEZ, Mario N.; CABRÉ, María Fernanda. Regional climate change experiments over southern South America. I: present climate. **Climate Dynamics**, v. 30, n. 5, p. 533-552, 2008.

SOUZA, Everaldo B. de *et al.* Precipitação sazonal sobre a Amazônia oriental no período chuvoso: observações e simulações regionais com o RegCM3. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 24, n. 2, p. 111-124, 2009.

SOUZA, Itamara P. *et al.* Interdecadal Pacific Oscillation modulation of ENSO teleconnections in its decaying stages: Relations with Indian Ocean basin-wide mode and South American precipitation. **International Journal of Climatology**, v. 43, n. 7, p. 3264-3283, 2023.

STAGGE, James H.; TALLAKSEN, Lena M.; GUDMUNDSSON, Lukas; VAN LOON, Anne F.; STAHL, Kerstin. Candidate distributions for climatological drought indices (SPI and SPEI). **International Journal of Climatology**, v. 35, n. 13, p. 4027-4040, 2015.

STEPHENS, Graeme L. *et al.* Dreary state of precipitation in global models. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, v. 115, p. D24211, 2010.

STICKLER, C. M. *et al.* Dependence of hydropower energy generation on forests in the Amazon Basin at local and regional scales. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 110, n. 23, p. 9601-9606, 2013.

SWAIN, Daniel L. *et al.* Hydroclimate volatility on a warming Earth. **Nature Reviews Earth & Environment**, v. 6, p. 35-50, 2025.

TASCHETTO, Andréa Sardinha; WAINER, Ilana. The impact of the subtropical South Atlantic SST on South American precipitation. In: **Annales geophysicae**. Göttingen, Germany: Copernicus Publications, 2008. p. 3457-3476.

TAYLOR, Karl E. Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram. **Journal of geophysical research: atmospheres**, v. 106, n. D7, p. 7183-7192, 2001.

TEUTSCHBEIN, Claudia; SEIBERT, Jan. Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: Review and evaluation of different methods. **Journal of hydrology**, v. 456, p. 12-29, 2012.

THEIL, Henri. A rank-invariant method of linear and polynomial regression analysis. **Indagationes mathematicae**, v. 12, n. 85, p. 173, 1950.

THEMEßL, Matthias Jakob; GOBIET, Andreas; HEINRICH, Georg. mpirical-statistical downscaling and error correction of regional climate models and its impact on the climate change signal. **Climatic Change**, v. 112, n. 2, p. 449-468, 2012.

THOMPSON, David WJ; WALLACE, John M. Annular modes in the extratropical circulation. Part I: Month-to-month variability. **Journal of climate**, v. 13, n. 5, p. 1000-1016, 2000.

TIAN, Baijun; DONG, Xinyu. The double-ITCZ bias in CMIP3, CMIP5, and CMIP6 models based on annual mean precipitation. **Geophysical Research Letters**, v. 47, n. 8, p. e2020GL087232, 2020.

TIAN, Di; GUO, Yan; DONG, Wenjie. Future changes and uncertainties in temperature and precipitation over China based on CMIP5 models. **Advances in Atmospheric Sciences**, v. 32, n. 4, p. 487-496, 2015.

TORRES-ALAVEZ, José Abraham *et al.* Future projections in the climatology of global low-level jets from CORDEX-CORE simulations. **Climate Dynamics**, v. 57, n. 5, p. 1551-1569, 2021.

TREJO, Franklin J. Paredes *et al.* Patrones de circulación atmosféricos-oceánicos a meso-escala vinculados a las sequías severas y extensas en Venezuela. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 31, n. 4, p. 468-489, 2016.

TRENBERTH, Kevin E. Changes in precipitation with climate change. **Climate Research**, v. 47, p. 123-138, 2011.

UTSUMI, Nobuyuki *et al.* Which weather systems are projected to cause future changes in mean and extreme precipitation in CMIP5 simulations?. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, v. 121, n. 18, p. 10,522-10,537, 2016.

VARUOLO-CLARKE, Arianna Marie *et al.* Influence of the South American low-level jet on the austral summer precipitation trend in southeastern South America. **Geophysical Research Letters**, v. 49, n. 9, p. e2021GL096409, 2022.

VASCONCELLOS, Fernanda Cerqueira *et al.* Austral summer precipitation biases over tropical South America in five CMIP5 earth system models. **International Journal of Climatology**, v. 40, n. 15, p. 6506-6525, 2020.

VASCONCELOS JÚNIOR, Francisco das Chagas; GANDU, Adilson Wagner; COSTA, Alexandre Araújo. **Pré-estação chuvosa e a estação chuvosa do norte do nordeste brasileiro: aspectos interanuais, intrasazonais e extremos**. 2014.

VERDAN, Ian. Zona de Convergência do Atlântico Sul: uma revisão sistemática e de discurso. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 36, p. 313-339, 2025.

VICENTE-SERRANO, Sergio M.; BEGUERÍA, Santiago; LÓPEZ-MORENO, Juan I. A multiscalar drought index sensitive to global warming: the standardized precipitation evapotranspiration index. **Journal of climate**, v. 23, n. 7, p. 1696-1718, 2010.

VOIGT, Claudia *et al.* The hyperarid core of the Atacama Desert. **Geophysical Research Abstracts**. 2019.

VRAC, Mathieu. Multivariate bias adjustment of high-dimensional climate simulations: the rank resampling for distributions and dependences (R2D2) bias correction. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 22, p. 3175-3196, 2018.

WANG, Xuetong *et al.* MSWEP V3: Machine Learning-Powered Global Precipitation Estimates at 0.1º Hourly Resolution (1979-Present). **arXiv preprint arXiv:2602.01436**, 2026.

WATTERS, Daniel; BATTAGLIA, Alessandro; ALLAN, Richard P. The diurnal cycle of precipitation according to multiple decades of global satellite observations, three CMIP6 models, and the ECMWF reanalysis. **Journal of Climate**, v. 34, n. 12, p. 5063-5080, 2021.

WILBY, Robert L.; WIGLEY, Thomas ML. Downscaling general circulation model output: a review of methods and limitations. **Progress in physical geography**, v. 21, n. 4, p. 530-548, 1997.

XAVIER, Ana Carolina Freitas *et al.* Evaluation of Quantile Delta Mapping as a bias‐correction method in maximum rainfall dataset from downscaled models in São Paulo state (Brazil). **International Journal of Climatology**, v. 42, n. 1, p. 175-190, 2022.

YIN, Lei *et al.* How well can CMIP5 simulate precipitation and its controlling processes over tropical South America?. **Climate Dynamics**, v. 41, n. 11, p. 3127-3143, 2013.

YOON, Jin-Ho; ZENG, Ning. An Atlantic influence on Amazon rainfall. **Climate Dynamics**, v. 34, n. 2, p. 249-264, 2010.

ZEMP, D. C. *et al.* On the importance of cascading moisture recycling in South America. **Atmospheric Chemistry and Physics**, v. 14, n. 23, p. 13337-13359, 2014.

ZENG, Ning *et al.* Causes and impacts of the 2005 Amazon drought. **Environmental Research Letters**, v. 3, n. 1, p. 014002, 2008.

ZHANG, Xuebin *et al.* Indices for monitoring changes in extremes based on daily temperature and precipitation data. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change**, v. 2, n. 6, p. 851-870, 2011.

ZHANG, Wenxia; ZHOU, Tianjun; WU, Peili. Anthropogenic amplification of precipitation variability over the past century. **Science**, v. 385, n. 6707, p. 427-432, 2024.

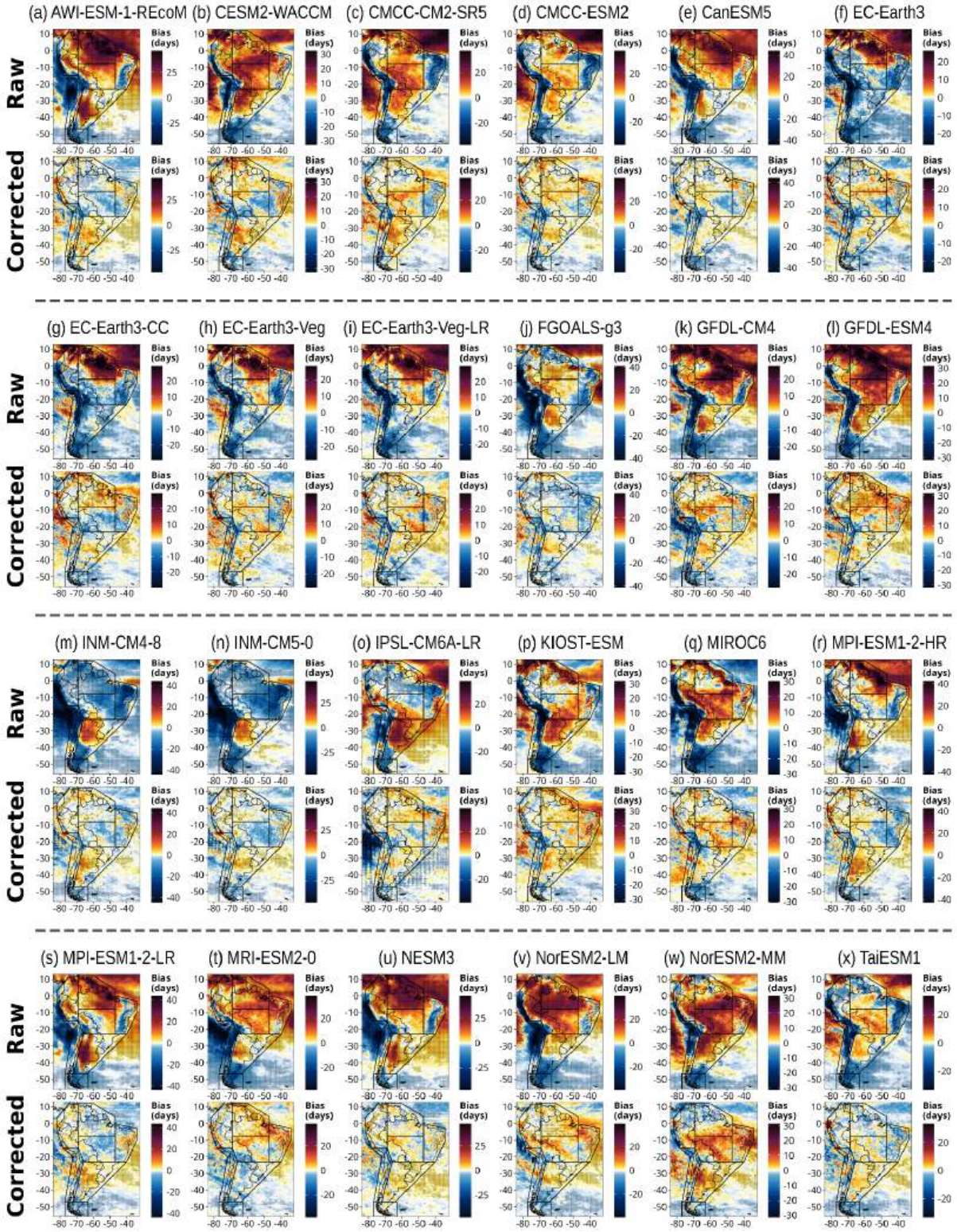
ZHOU, Tianjun; YU, Rucong. Twentieth-century surface air temperature over China and the globe simulated by coupled climate models. **Journal of Climate**, v. 19, n. 22, p. 5843-5858, 2006.

ZILLI, Marcia T.; CARVALHO, Leila. Detection and attribution of precipitation trends associated with the poleward shift of the South Atlantic Convergence Zone using CMIP5 simulations. **International Journal of Climatology**, v. 41, n. 5, 2021.

ZILLI, Marcia T. *et al.* Threefold increase in most intense South Atlantic convergence zone events by 2100 in convection-permitting simulation. **Environmental Research Letters**, v. 20, n. 7, p. 074045, 2025.

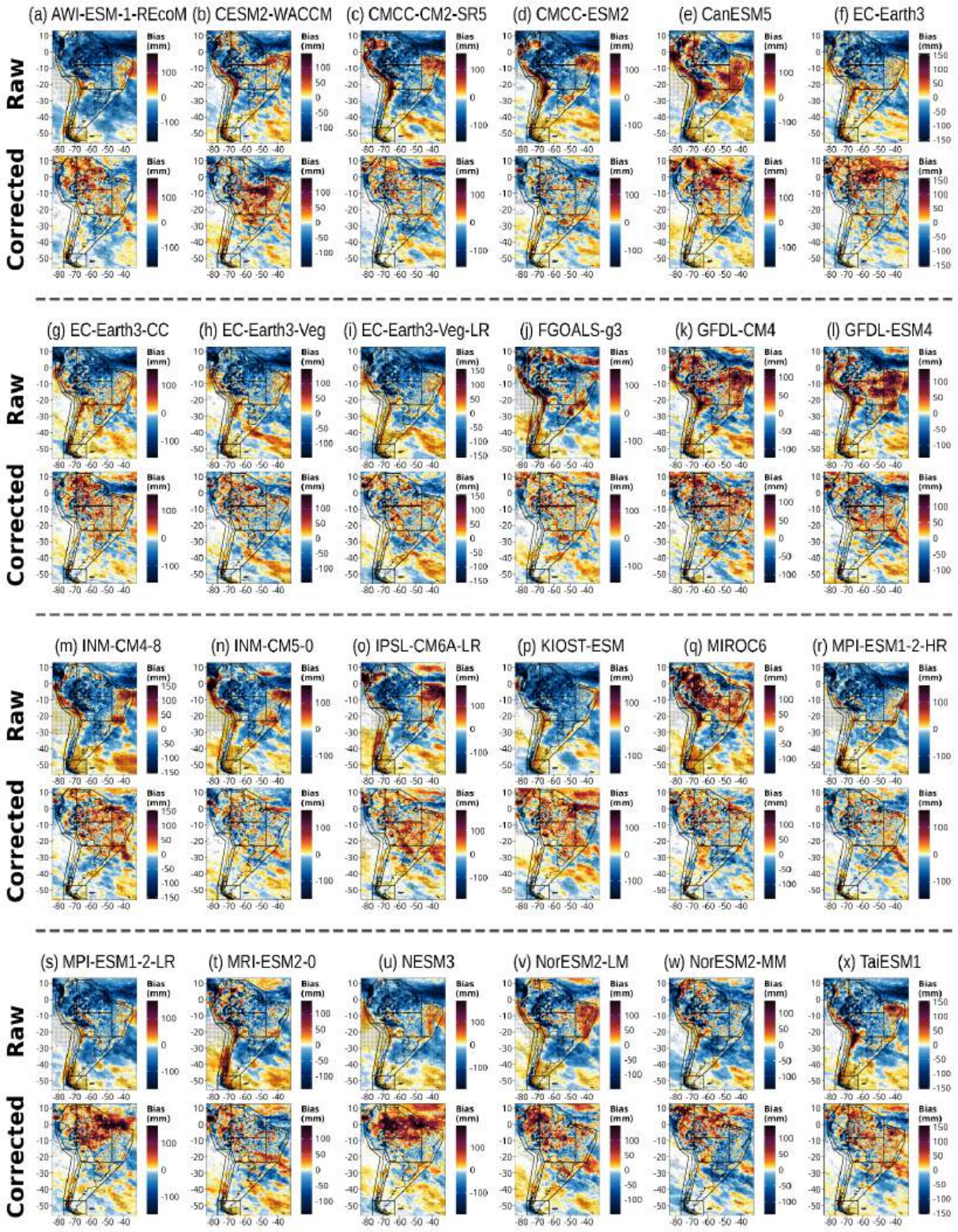
APÊNDICE

Figura S1 - Distribuição espacial do viés climatológico histórico de CDD (dias) na América do Sul.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S2 - Distribuição espacial do viés climatológico histórico de R95pTOT (mm/ano) na América do Sul.



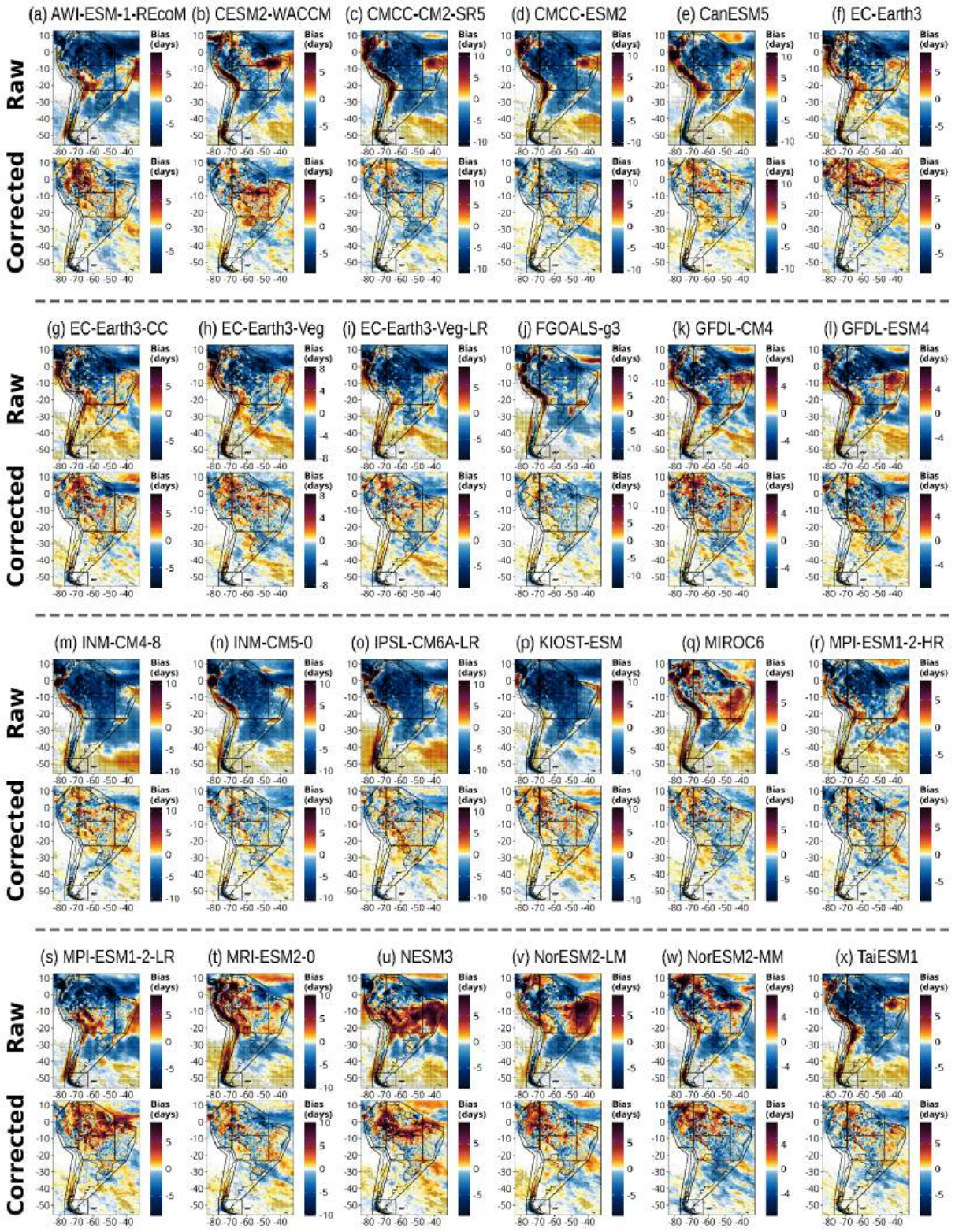
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S3 - Distribuição espacial do viés climatológico histórico de SDII (mm/dia) na América do Sul.



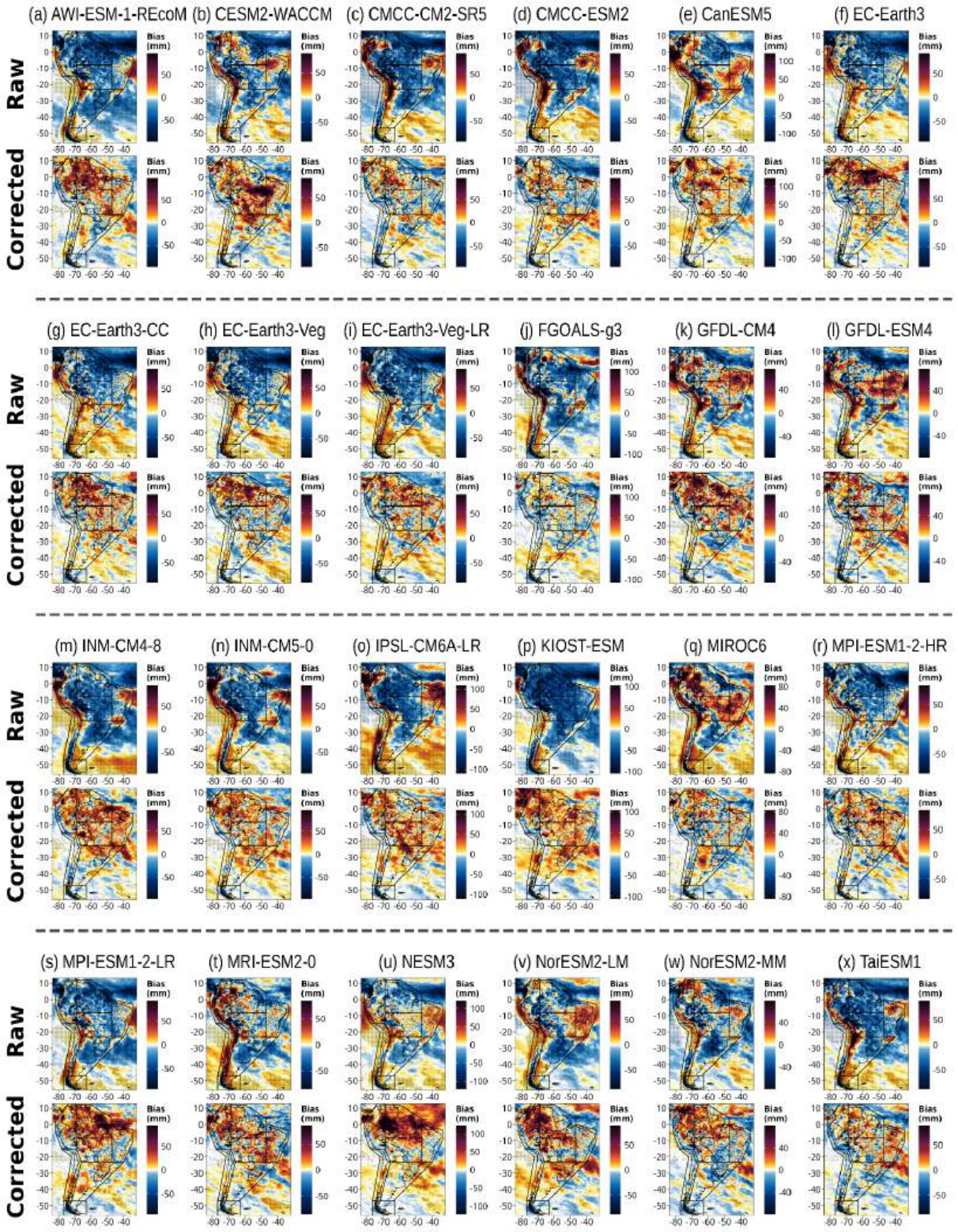
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S4 - Distribuição espacial do viés climatológico histórico de R20mm (dias) na América do Sul.



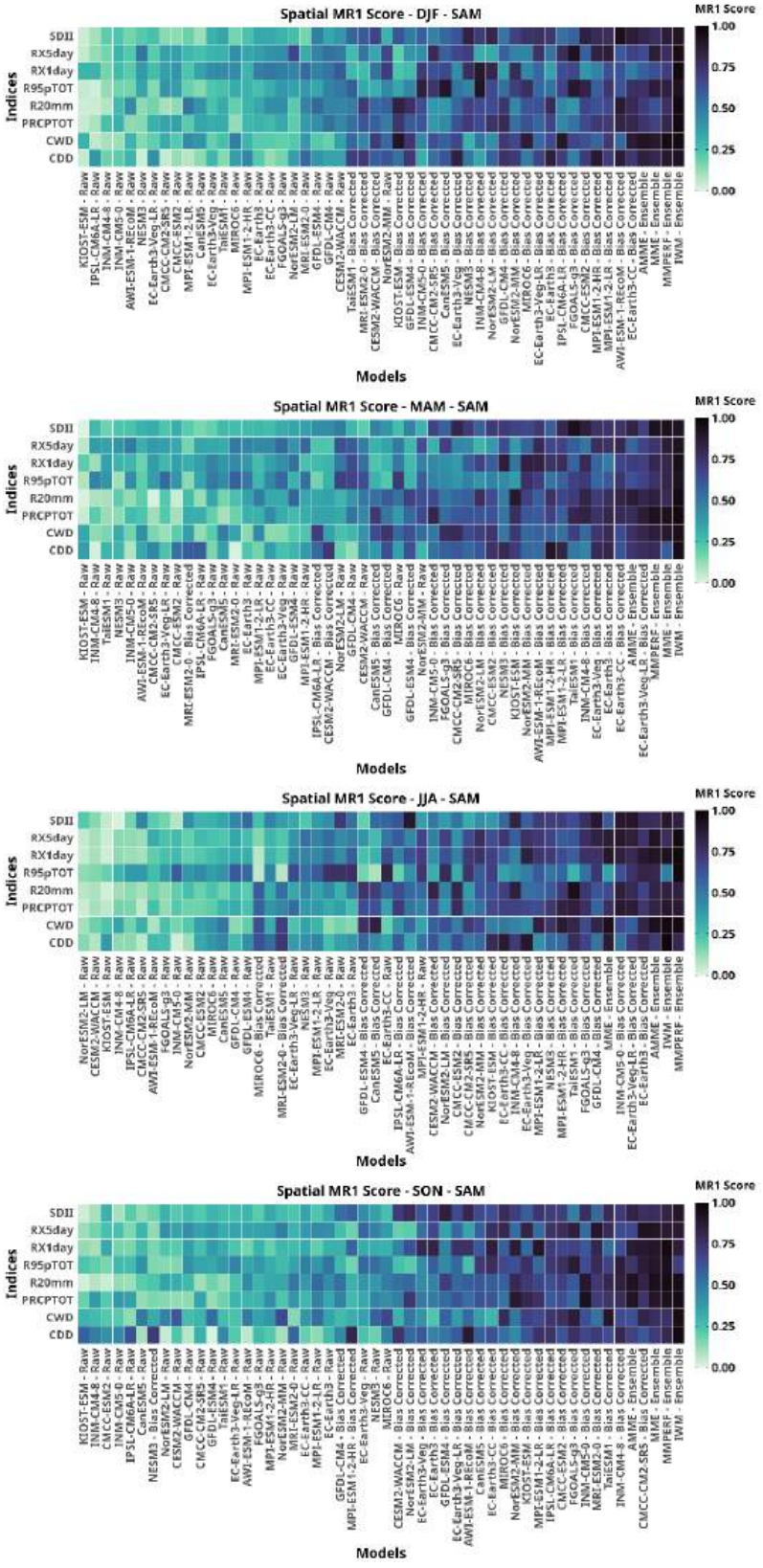
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S5 - Distribuição espacial do viés climatológico histórico de RX5day (mm) na América do Sul.



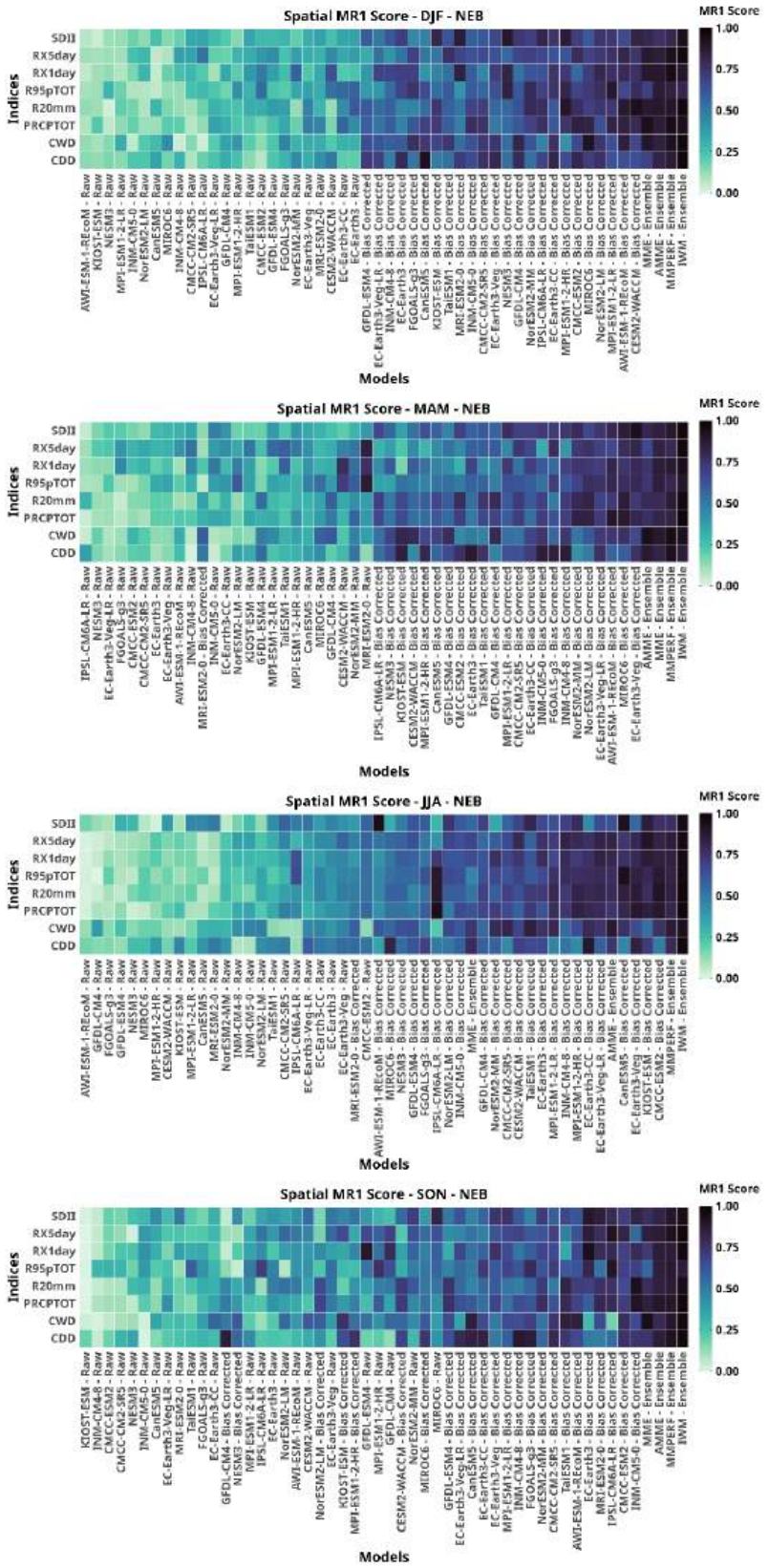
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S6 - Classificação sazonal do índice MR para o Sistema de Monção da América do Sul (SAM).



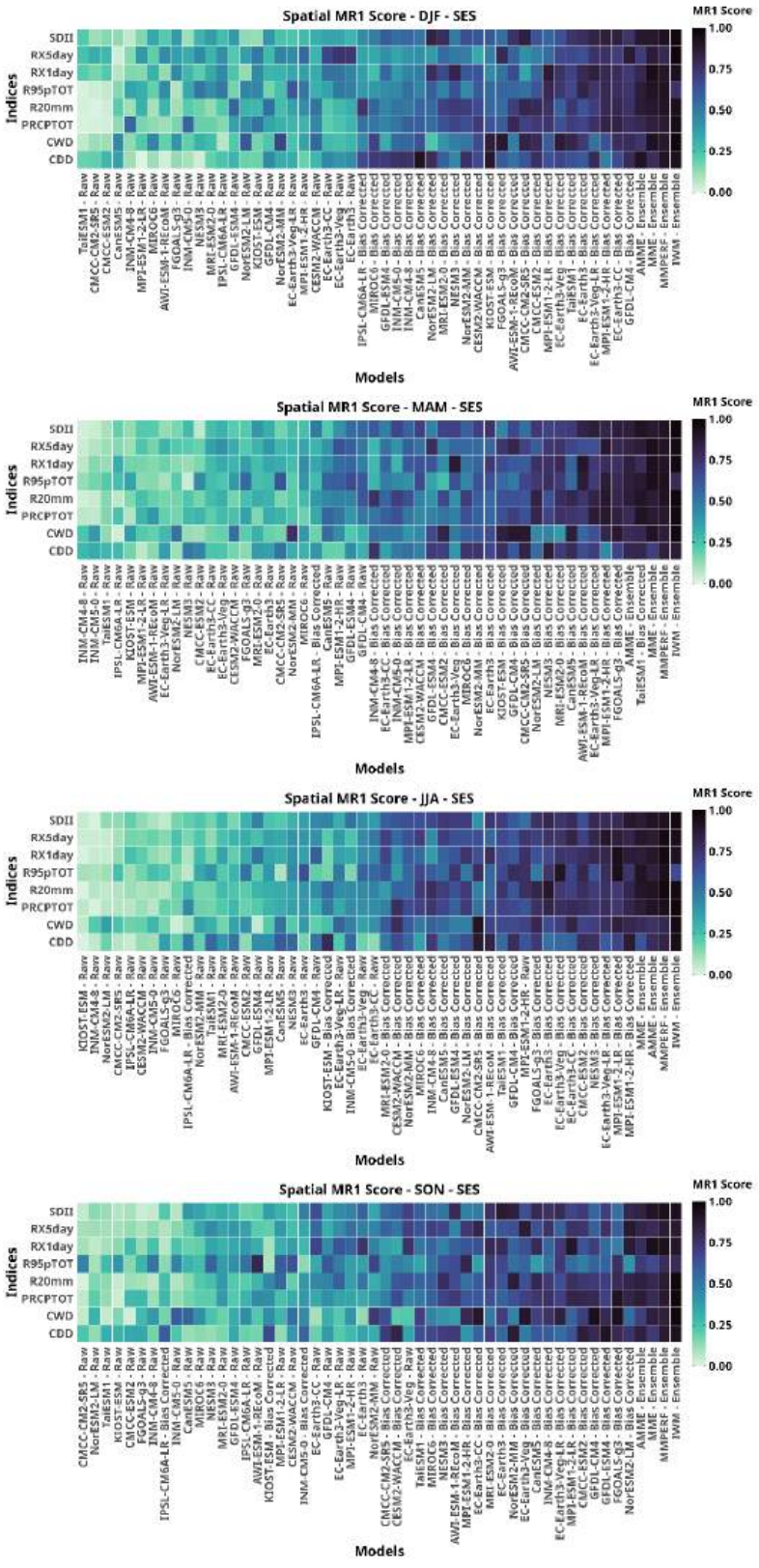
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S7 - Classificação sazonal do índice MR para o Nordeste Brasileiro (NEB).



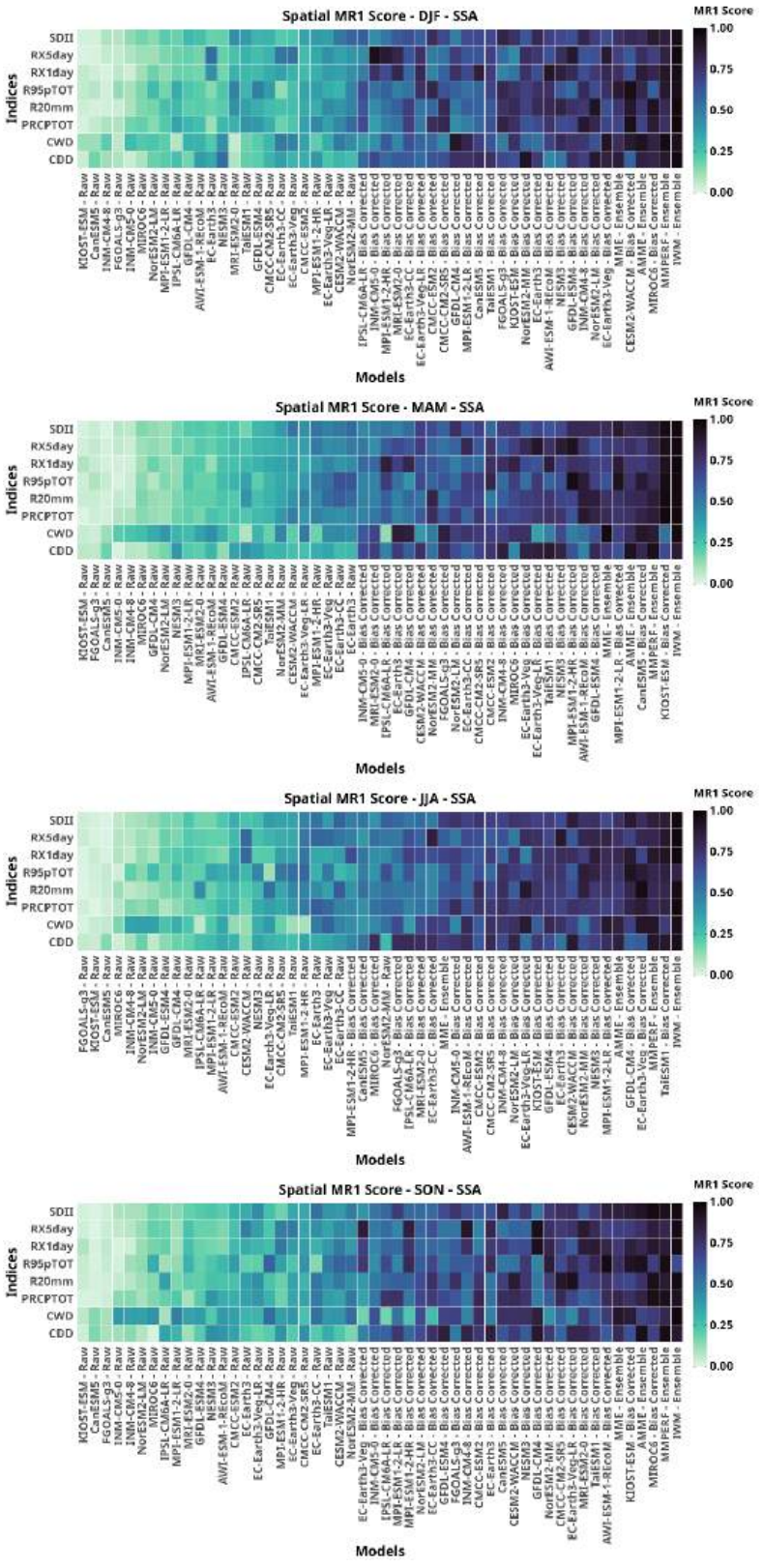
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S8 - Classificação sazonal do índice MR para o Sudeste da América do Sul (SES).



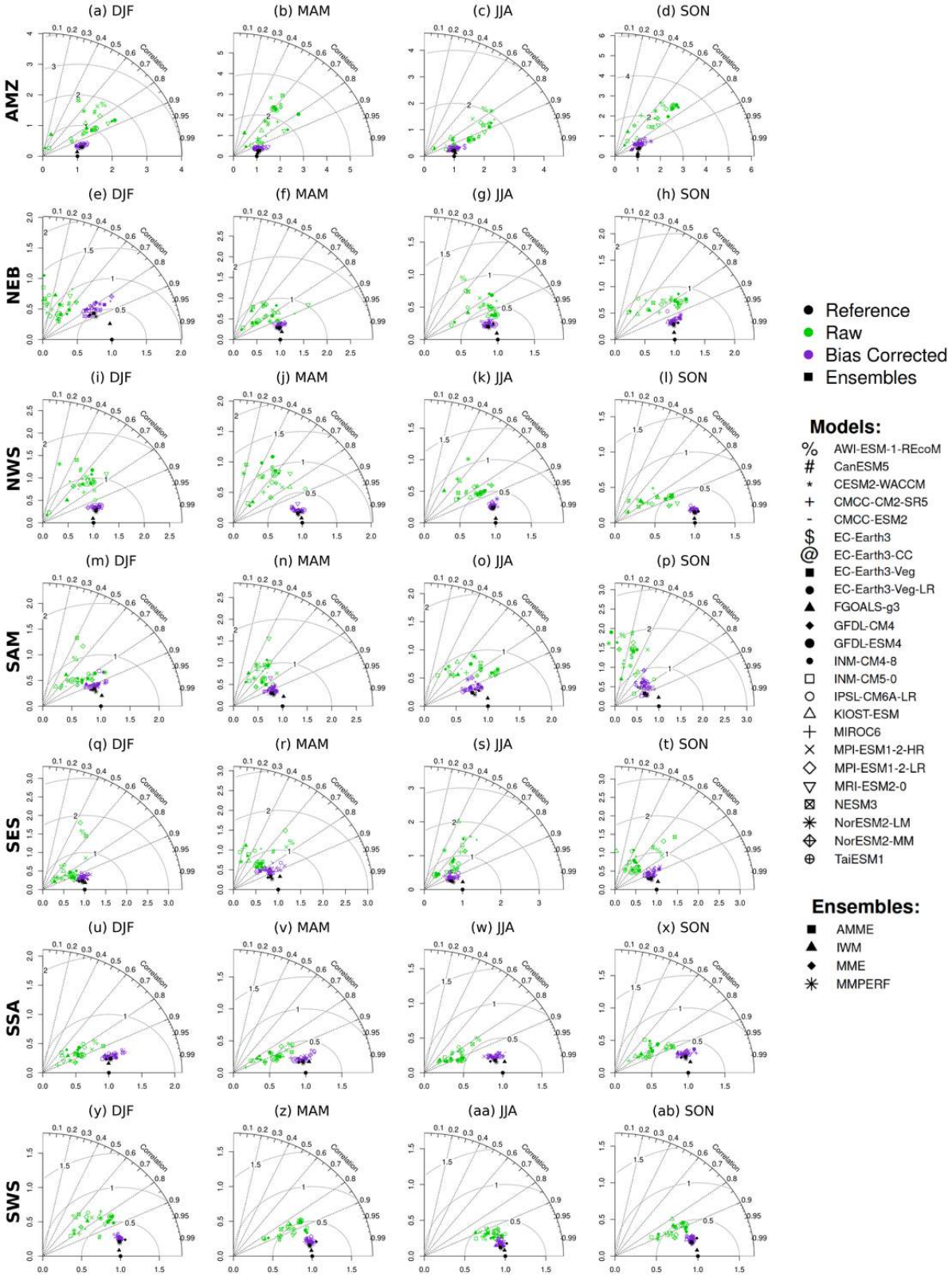
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S9 - Classificação sazonal do índice MR para o Extremo Sul da América do Sul (SSA).



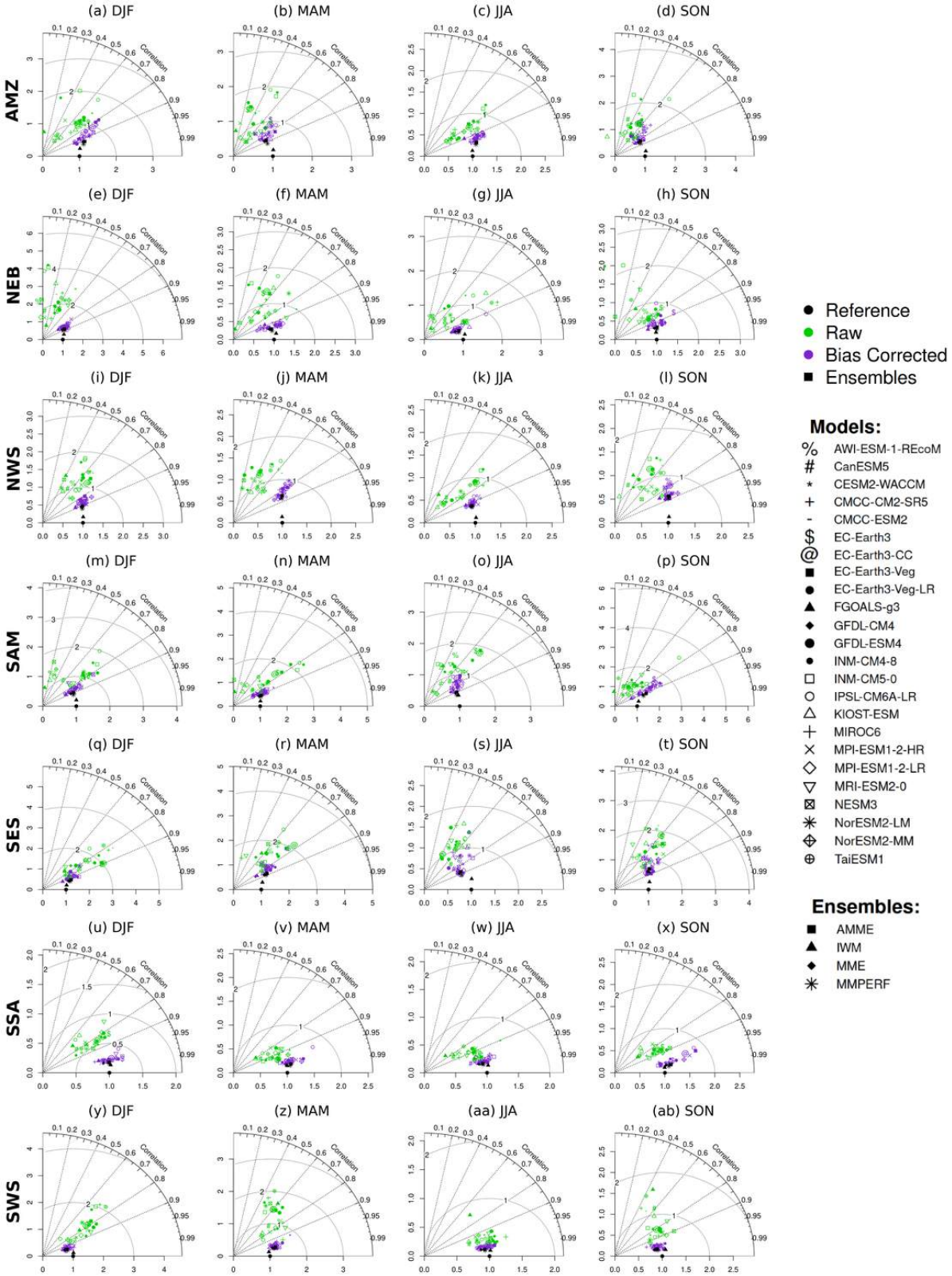
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S10 - Avaliação da capacidade de simulação espacial para o índice CDD (dias) baseado no Diagrama de Taylor.



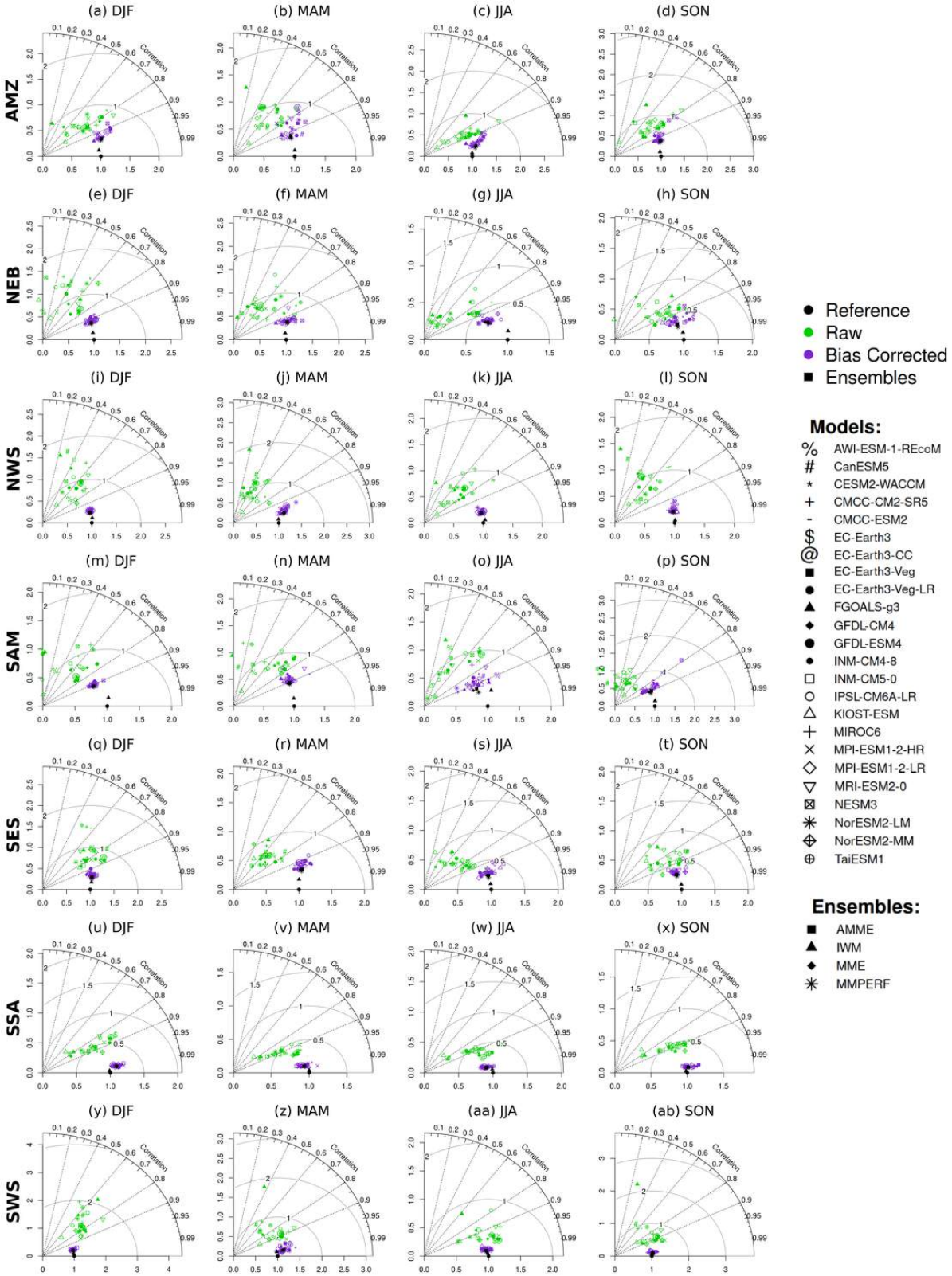
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S11 - Avaliação da capacidade de simulação espacial para o índice CWD (dias) baseado no Diagrama de Taylor.



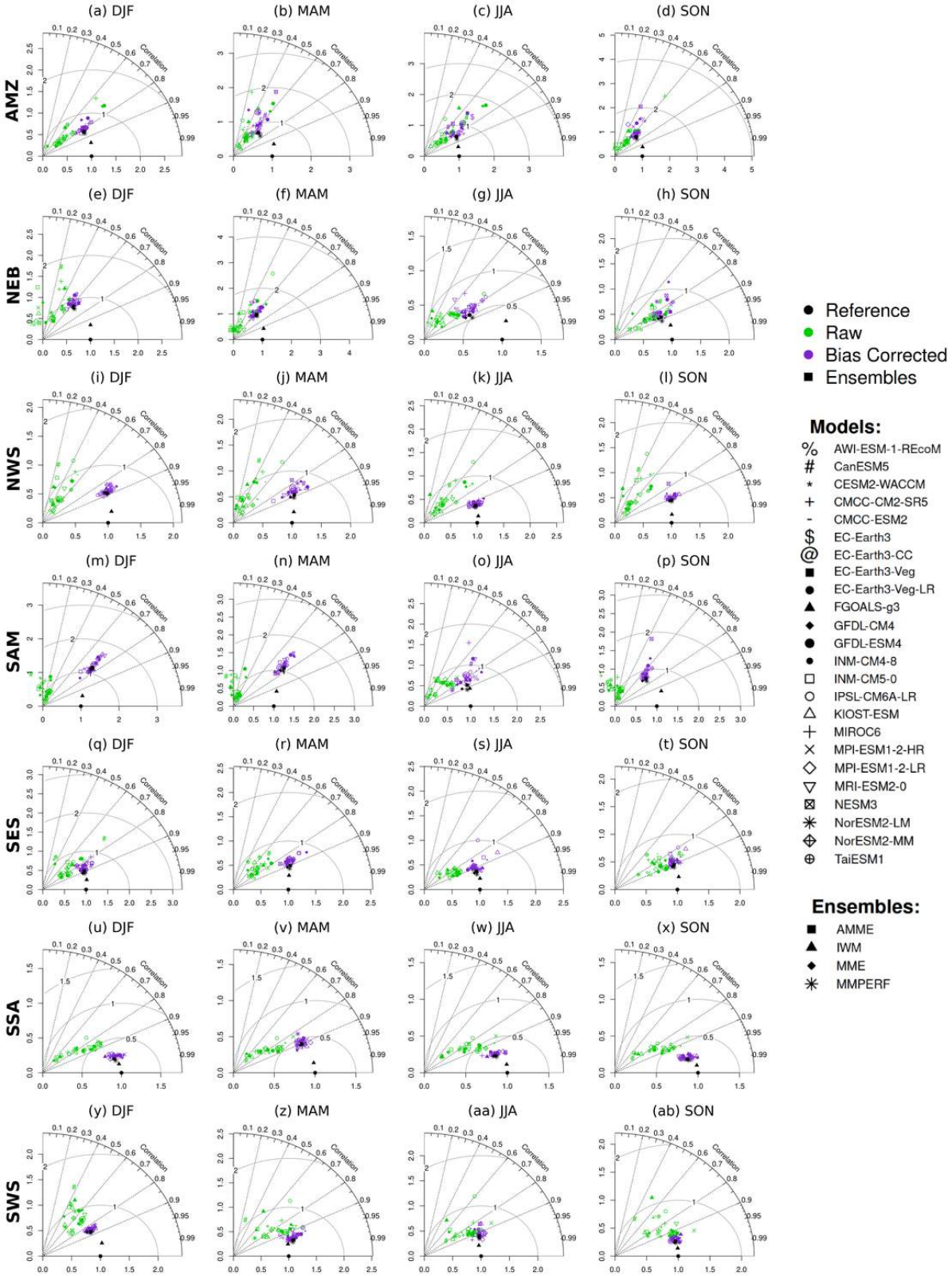
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S12 - Avaliação da capacidade de simulação espacial para o índice PRCPTOT (mm/ano) baseado no Diagrama de Taylor.



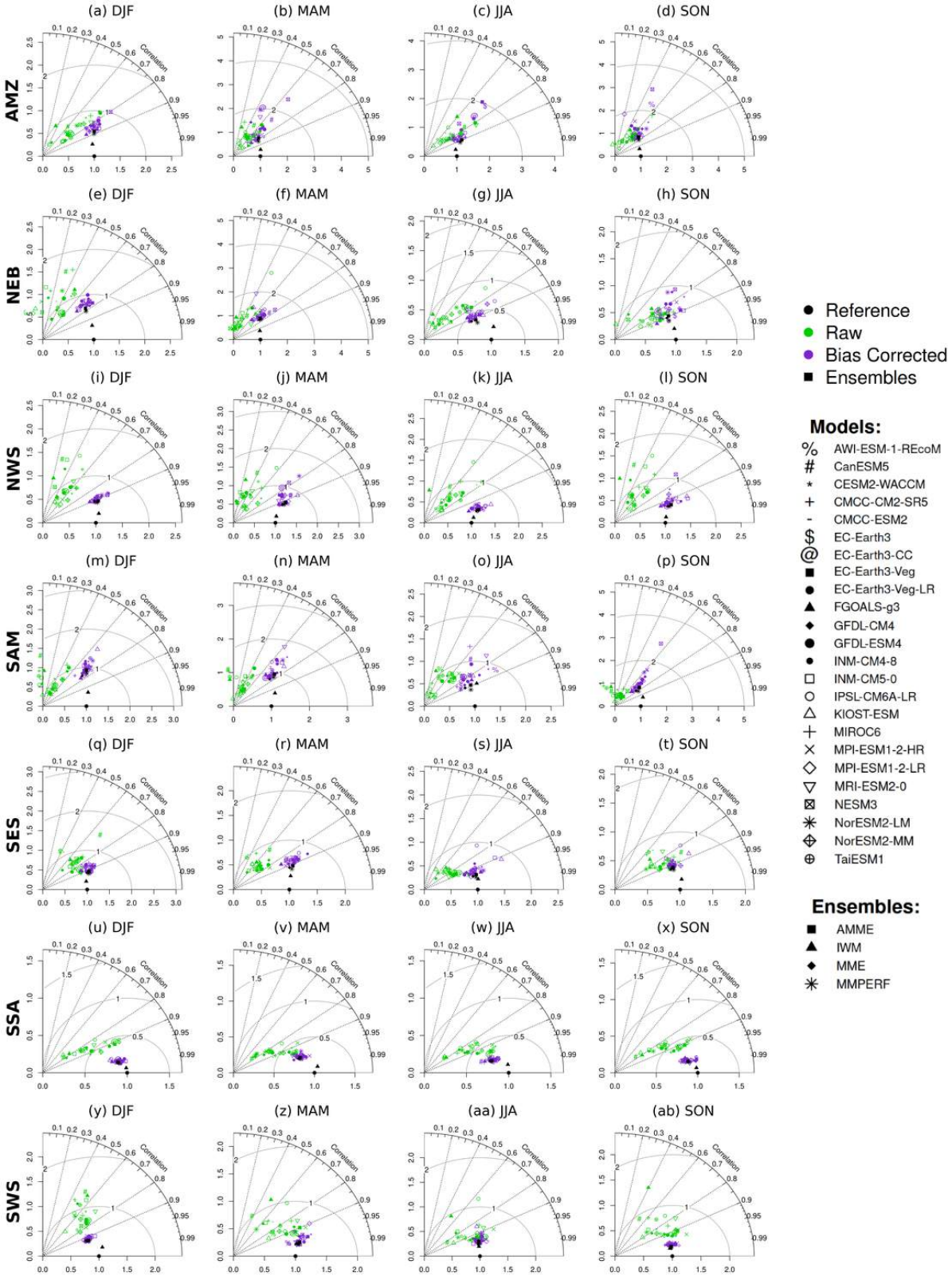
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S13 - Avaliação da capacidade de simulação espacial para o índice RX1day (mm/dia) baseado no Diagrama de Taylor.



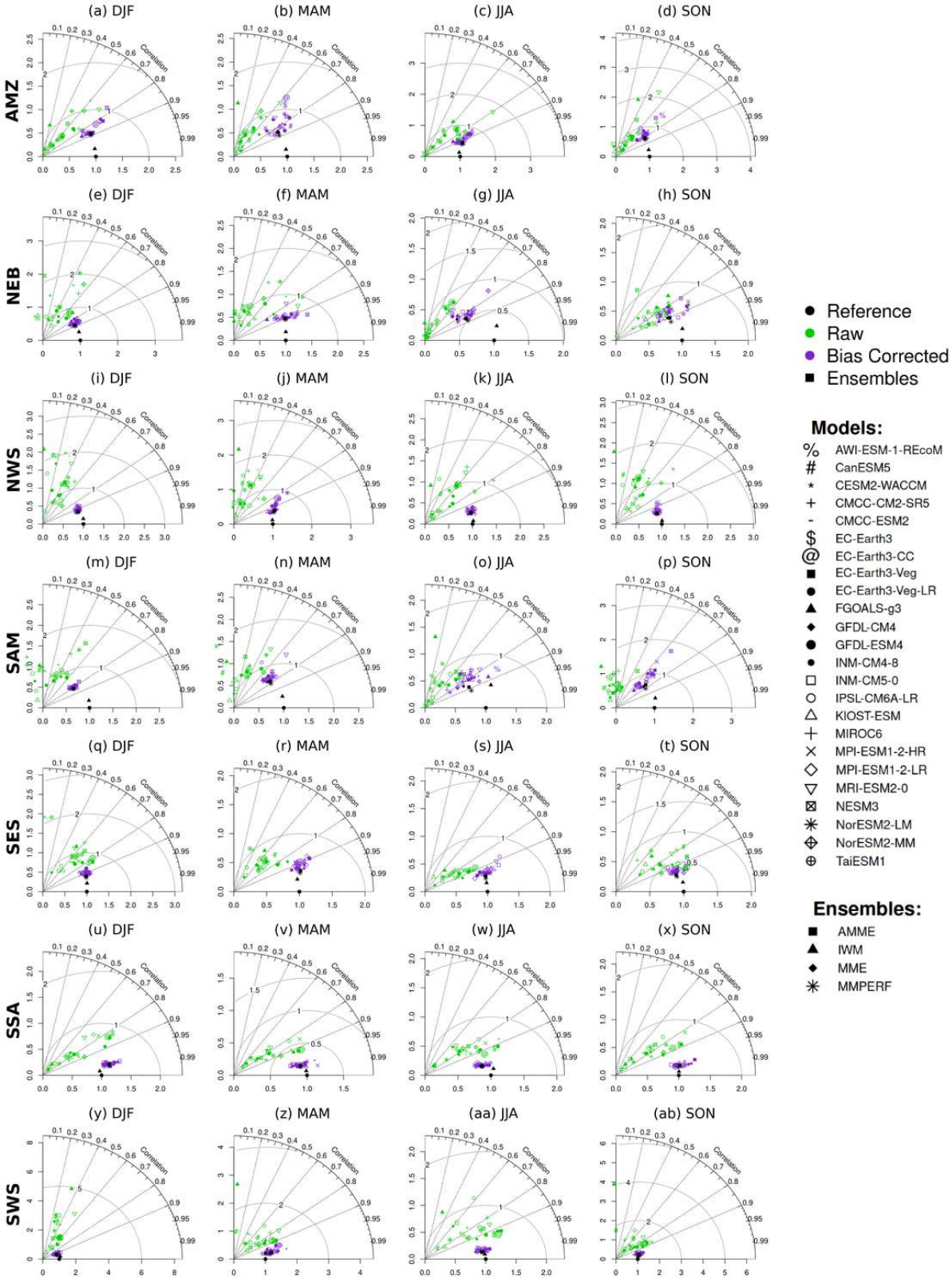
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S14 - Avaliação da capacidade de simulação espacial para o índice RX5day (mm) baseado no Diagrama de Taylor.



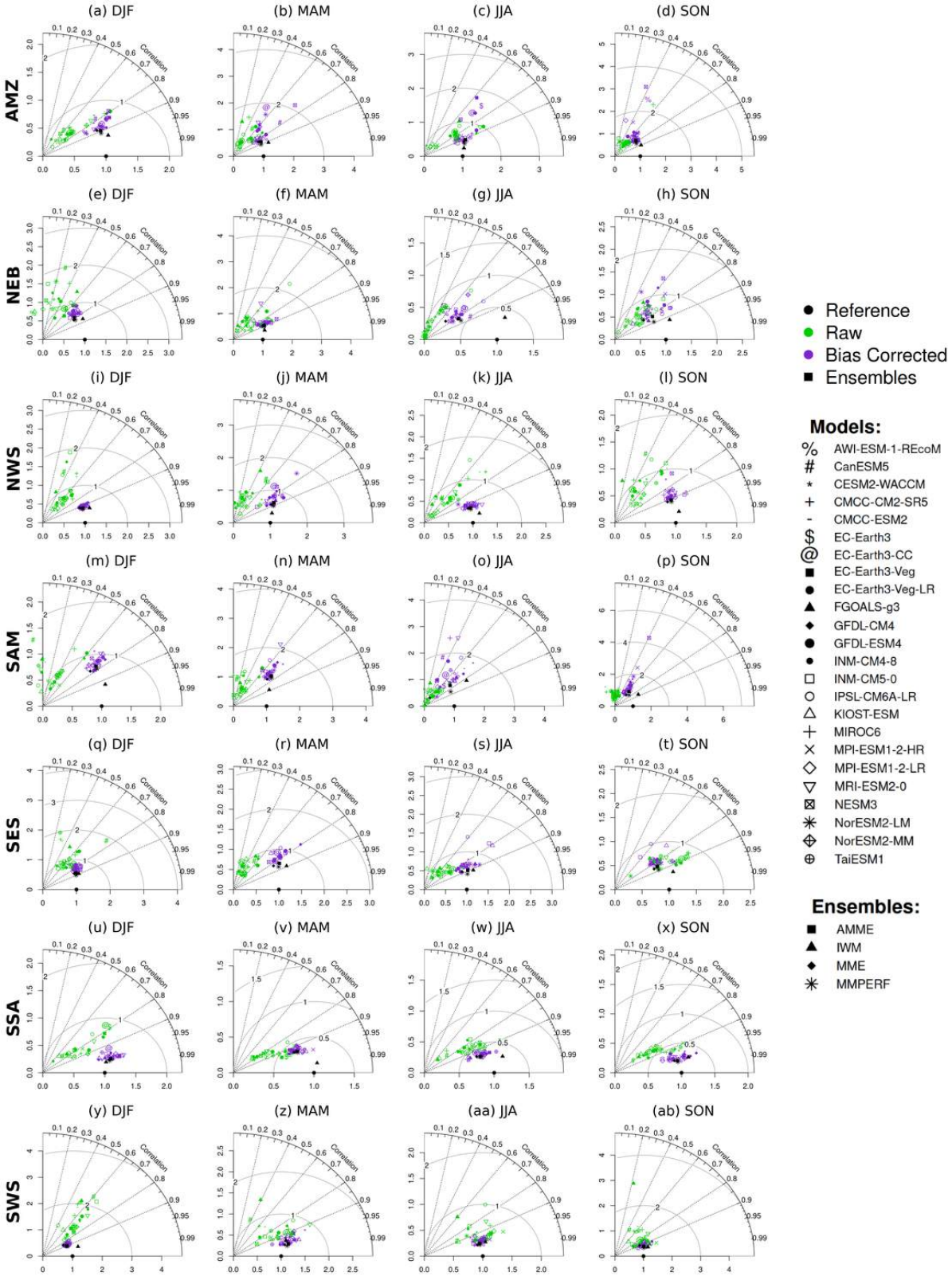
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S15 - Avaliação da capacidade de simulação espacial para o índice R20mm (dias) baseado no Diagrama de Taylor.



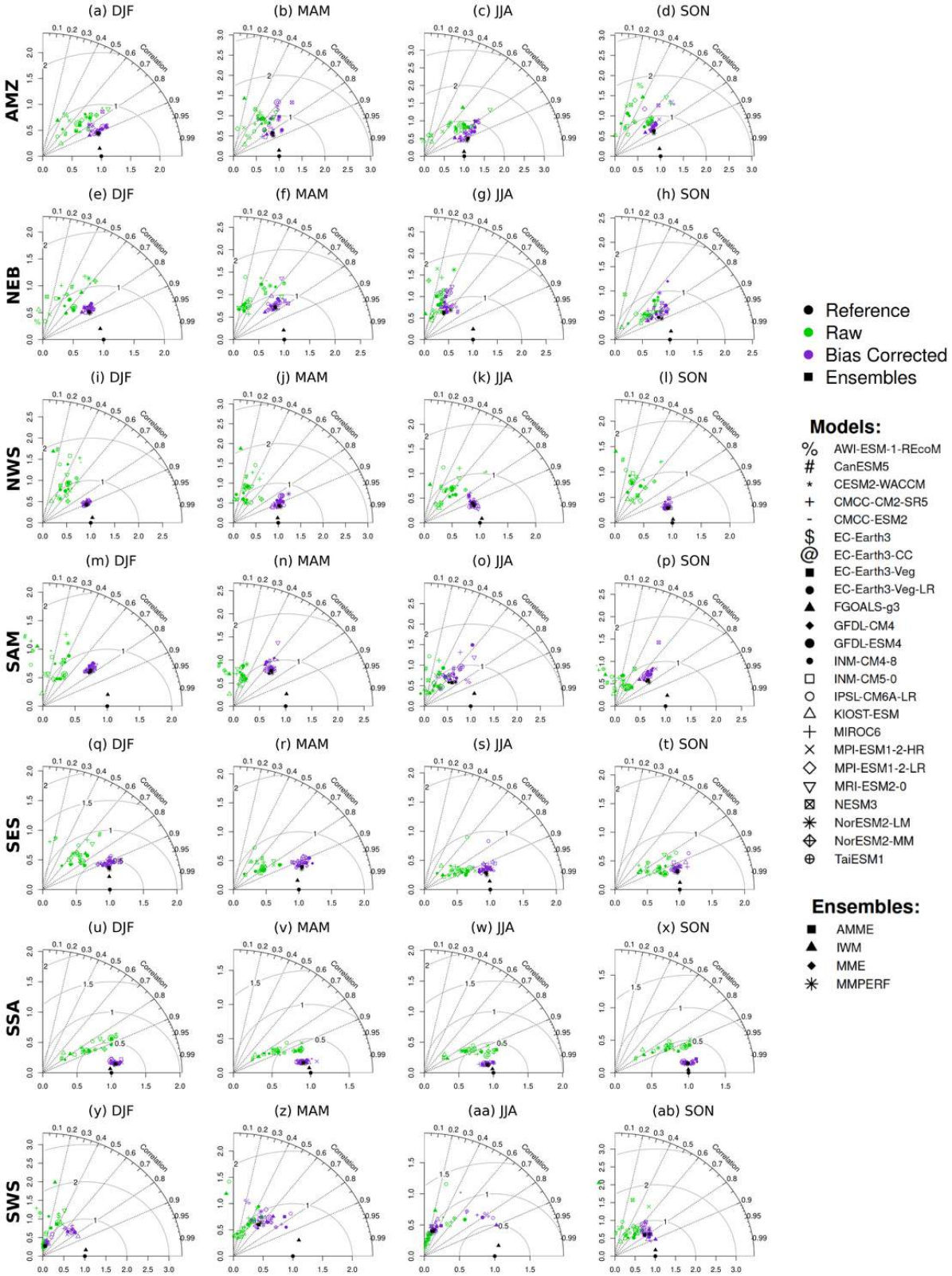
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S16 - Avaliação da capacidade de simulação espacial para o índice R95pTOT (mm/ano) baseado no Diagrama de Taylor.



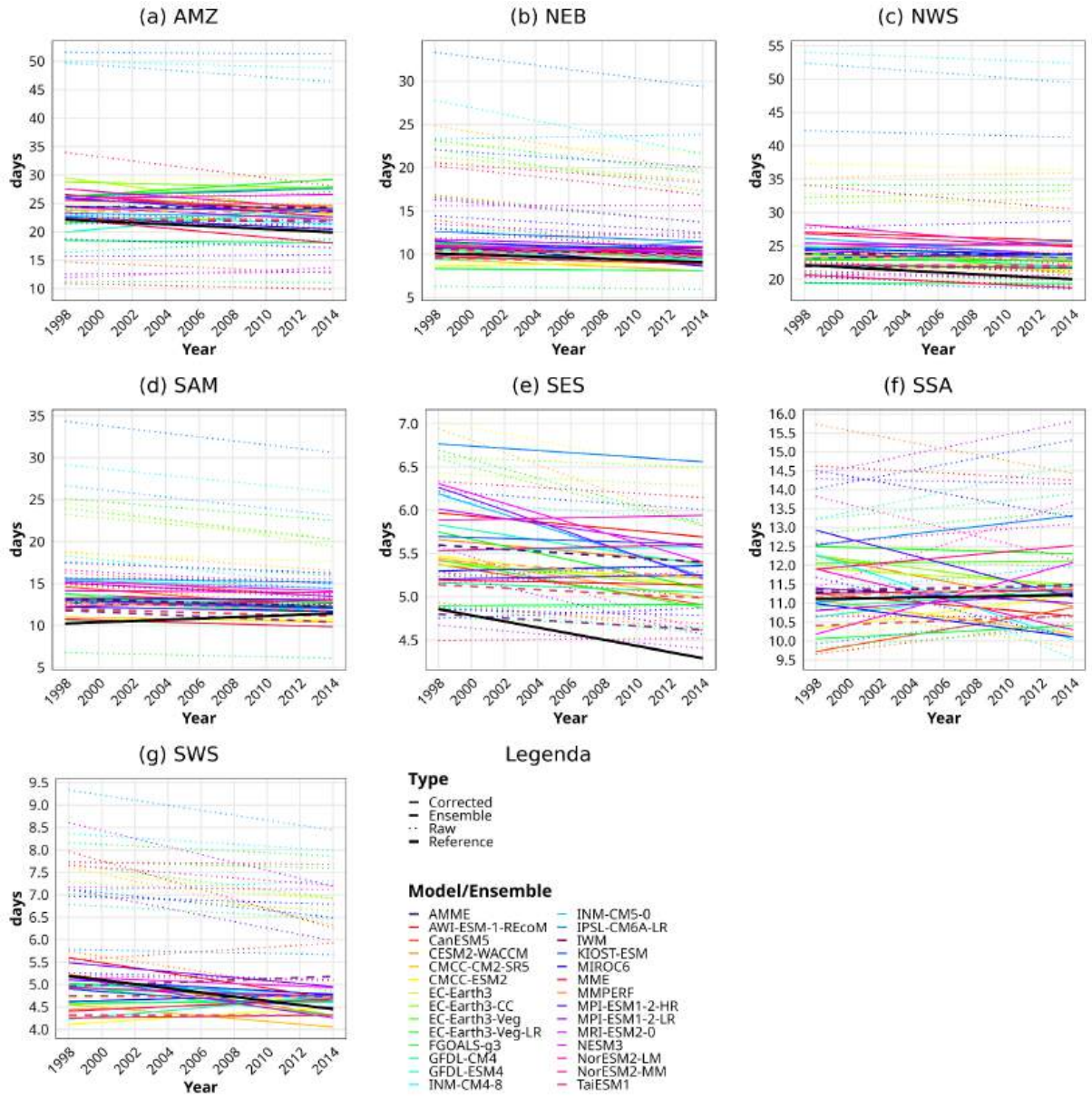
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S17 - Avaliação da capacidade de simulação espacial para o índice SDII (mm/dia) baseado no Diagrama de Taylor.



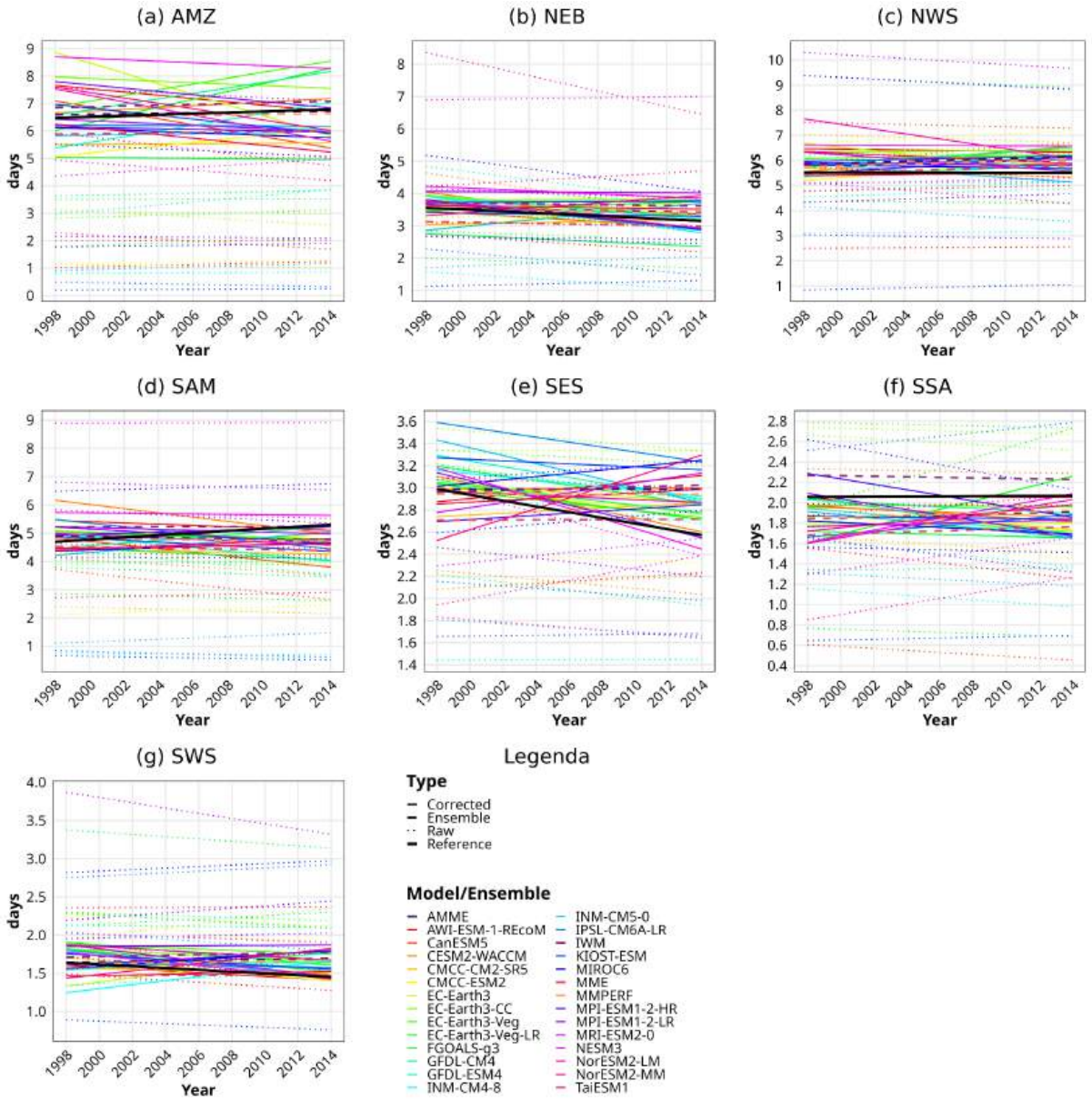
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S18 - Tendência anual do índice CWD (dias/ano) nas sete sub-regiões da América do Sul.



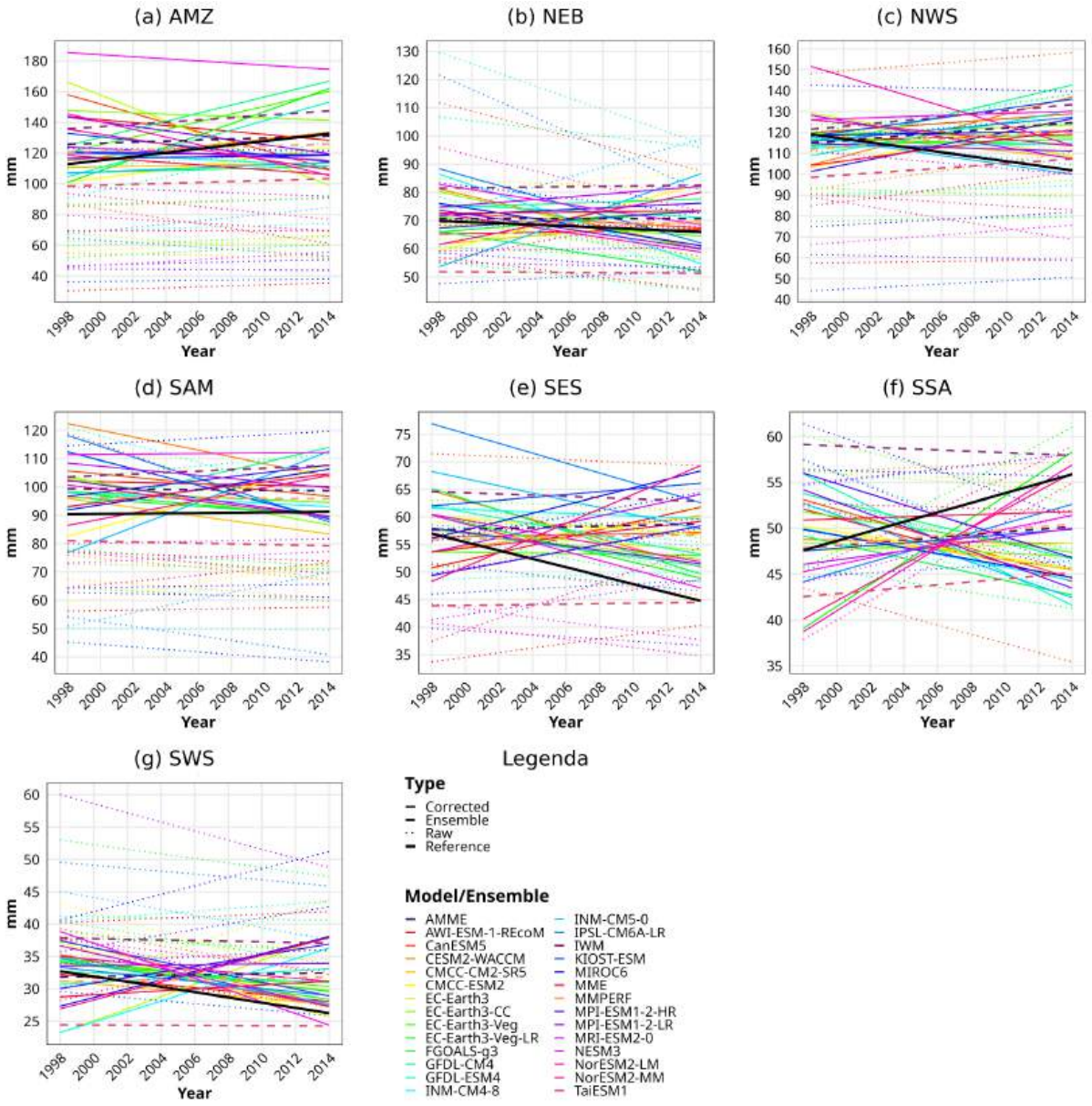
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S19 - Tendência anual do índice R20mm (dias/ano) nas sete sub-regiões da América do Sul.



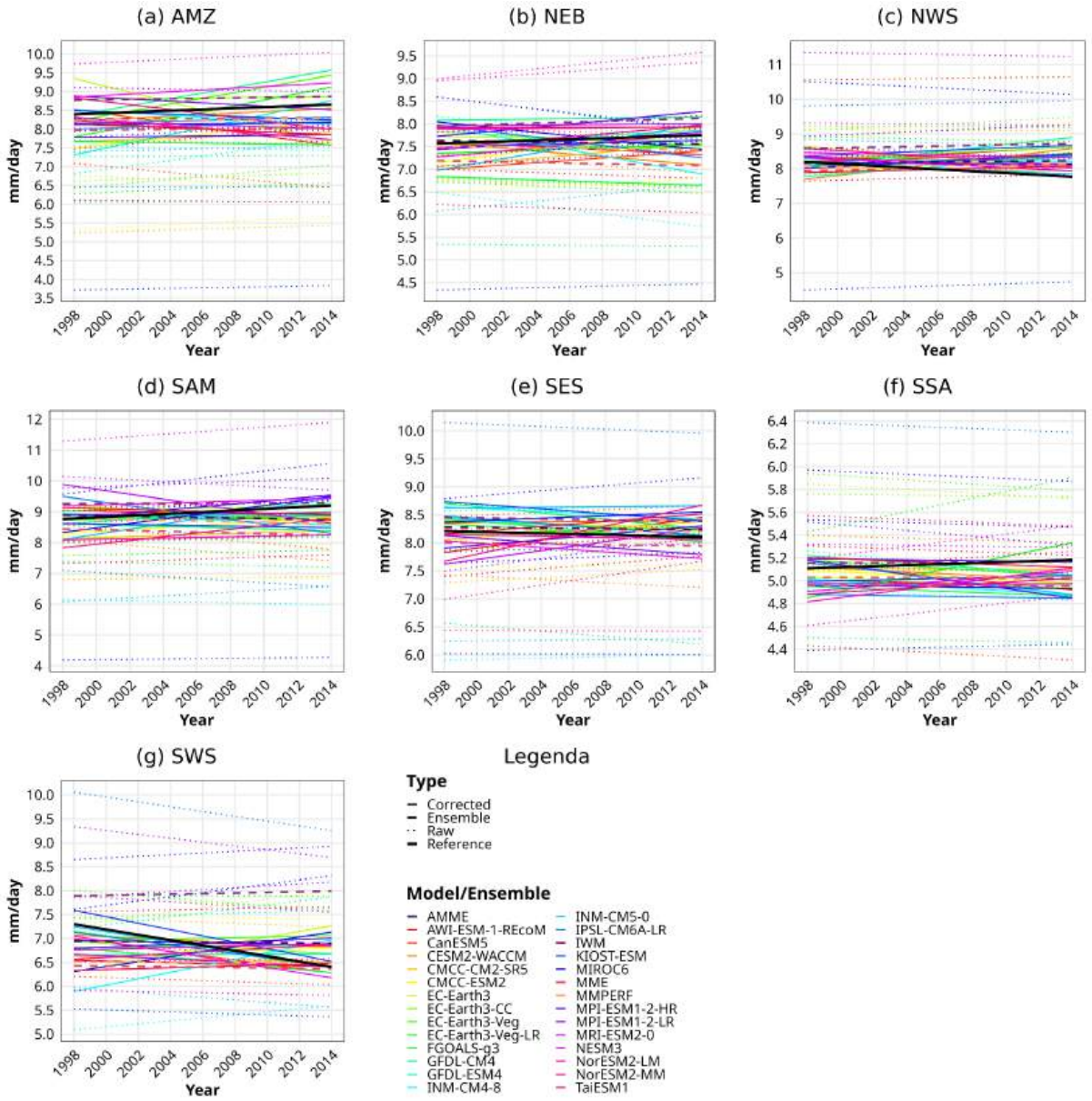
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S20 - Tendência anual do índice R95pTOT (mm/ano) nas sete sub-regiões da América do Sul.



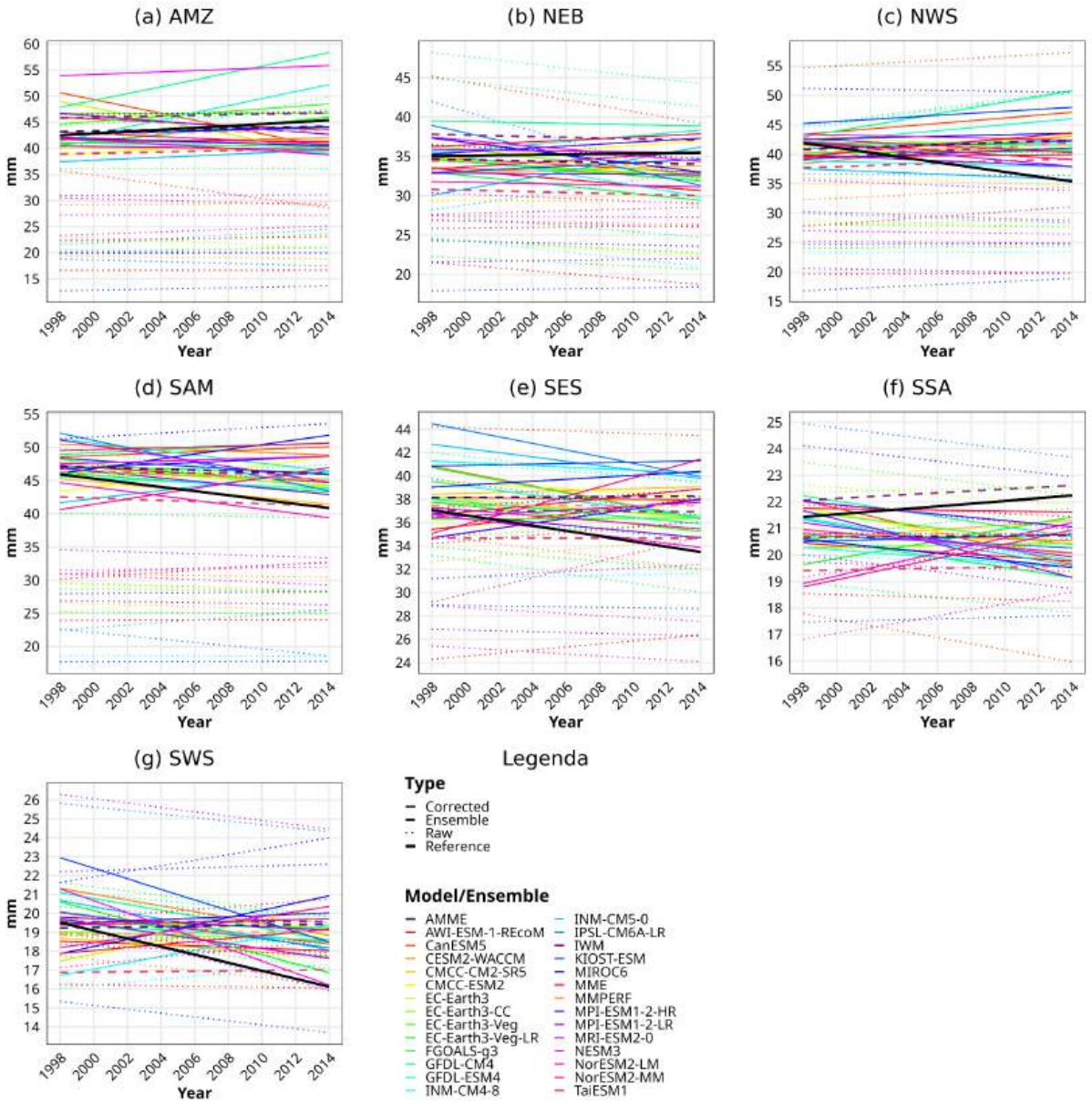
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S21 - Tendência anual do índice SDII (mm/dia/ano) nas sete sub-regiões da América do Sul.



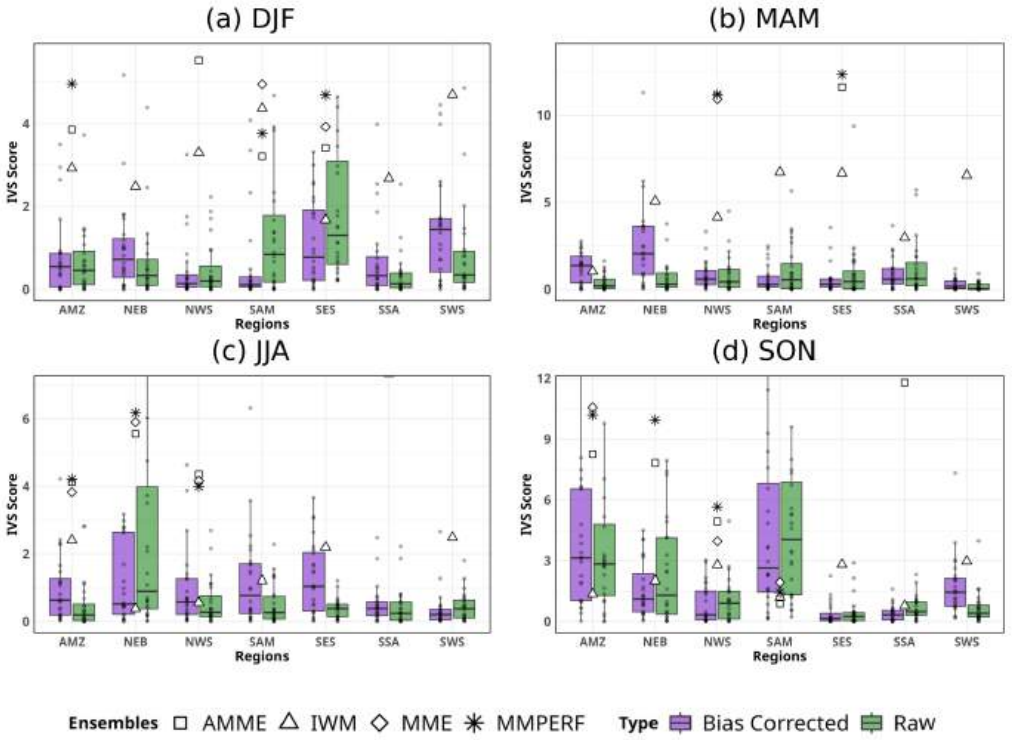
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S22 - Tendência anual do índice RX1day (mm/ano) nas sete sub-regiões da América do Sul.



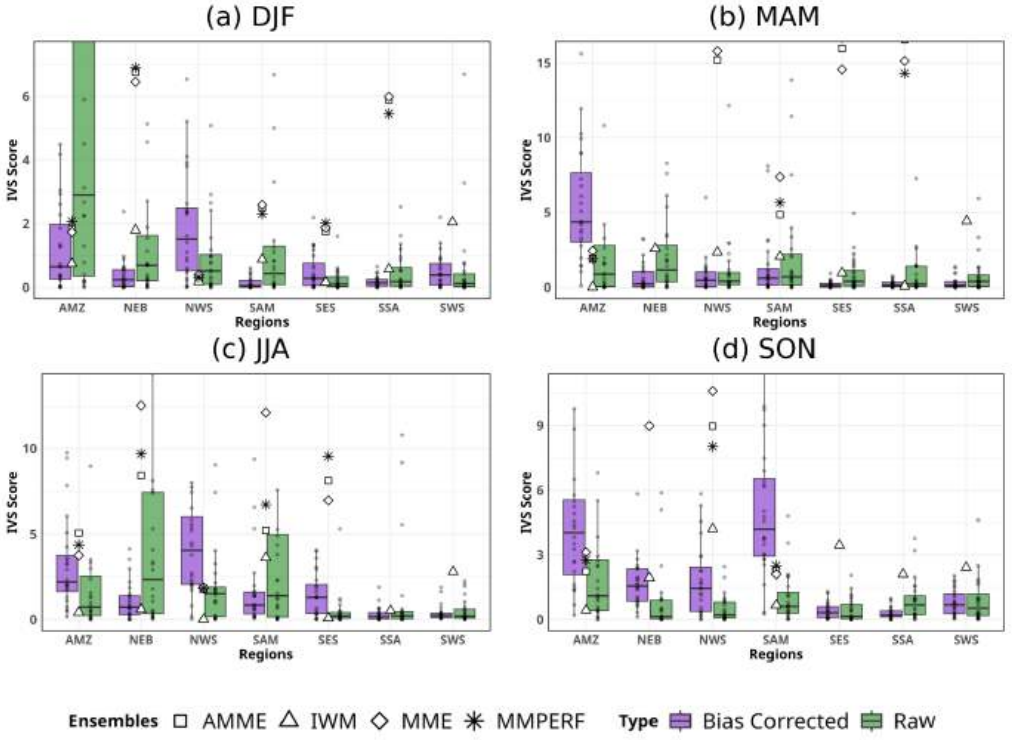
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S23 - Boxplots sazonais da variabilidade interanual de CWD nas sete sub-regiões da América do Sul.



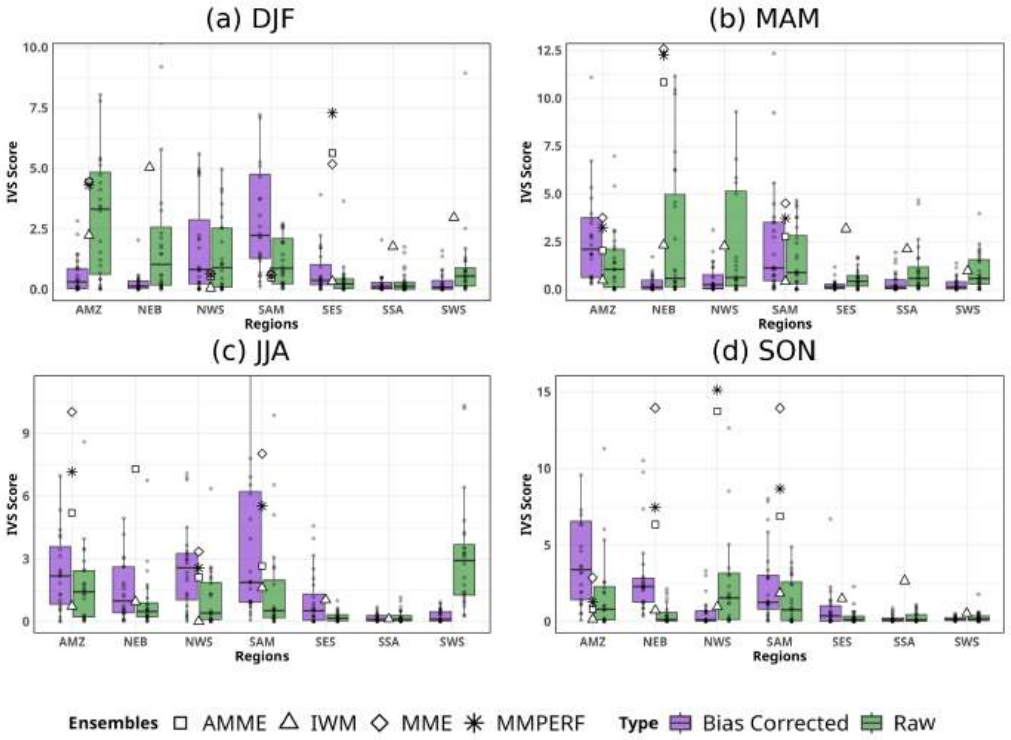
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S24 - Boxplots sazonais da variabilidade interanual de R20mm nas sete sub-regiões da América do Sul.



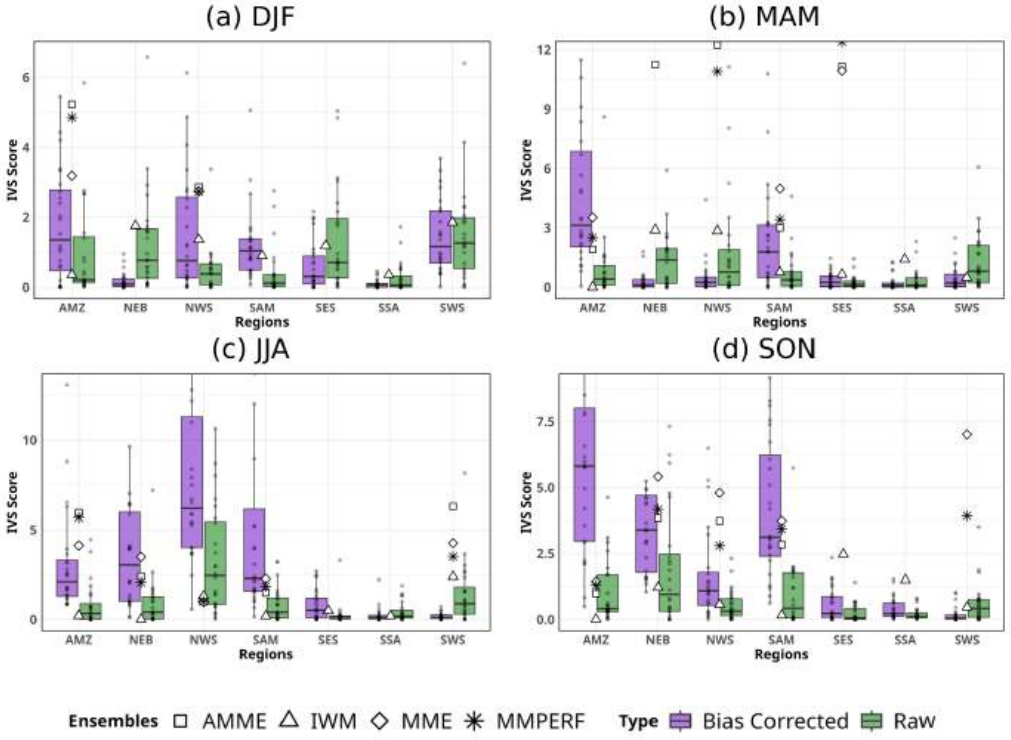
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S25 - Boxplots sazonais da variabilidade interanual de RX1day nas sete sub-regiões da América do Sul.



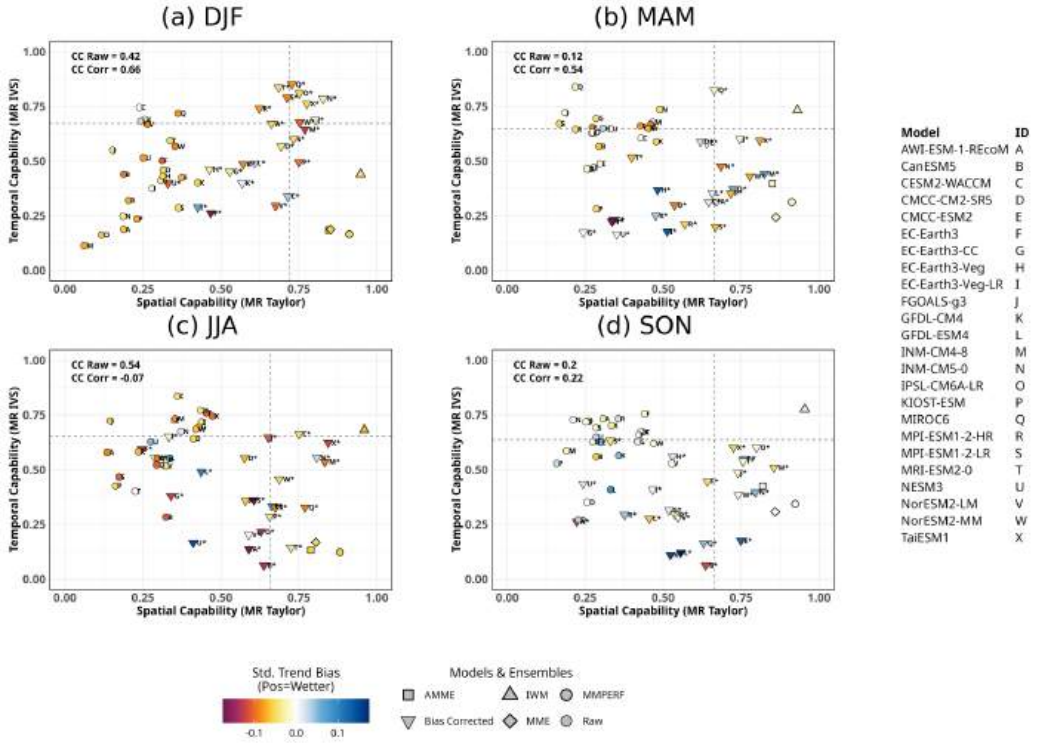
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S26 - Boxplots sazonais da variabilidade interanual de SDII nas sete sub-regiões da América do Sul.



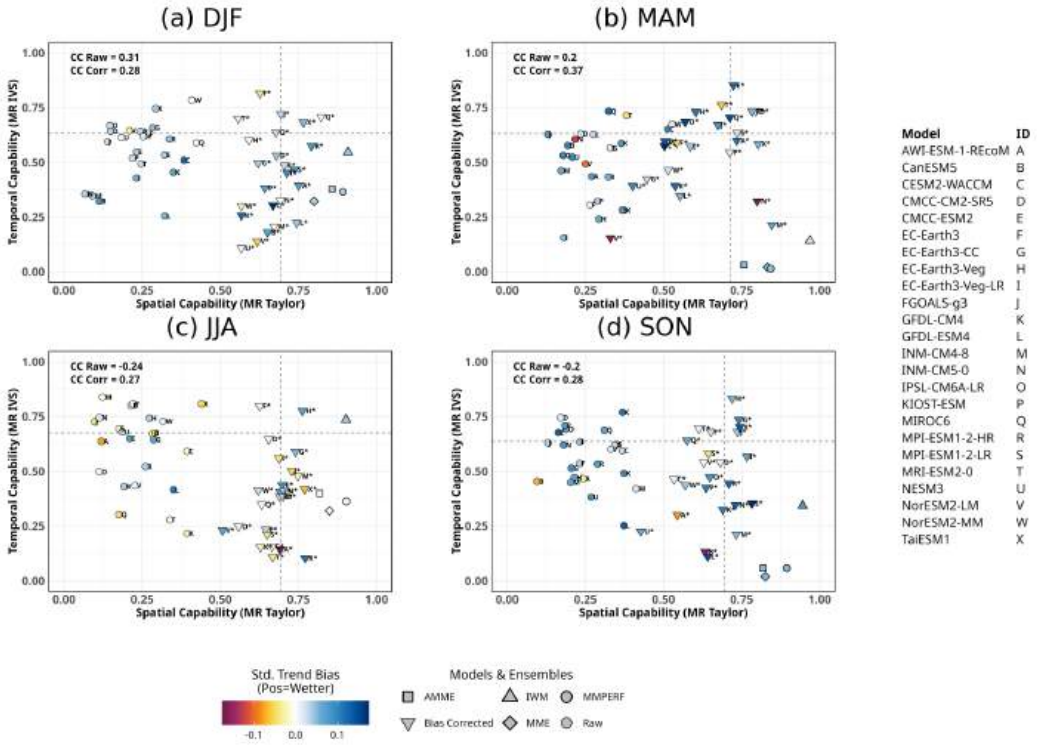
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S27 - Desempenho espaço-temporal sazonal na Amazônia (AMZ). Os valores em cada quadro indicam a correlação do conjunto de modelos originais (CC Raw) e corrigidos (CC Corr).



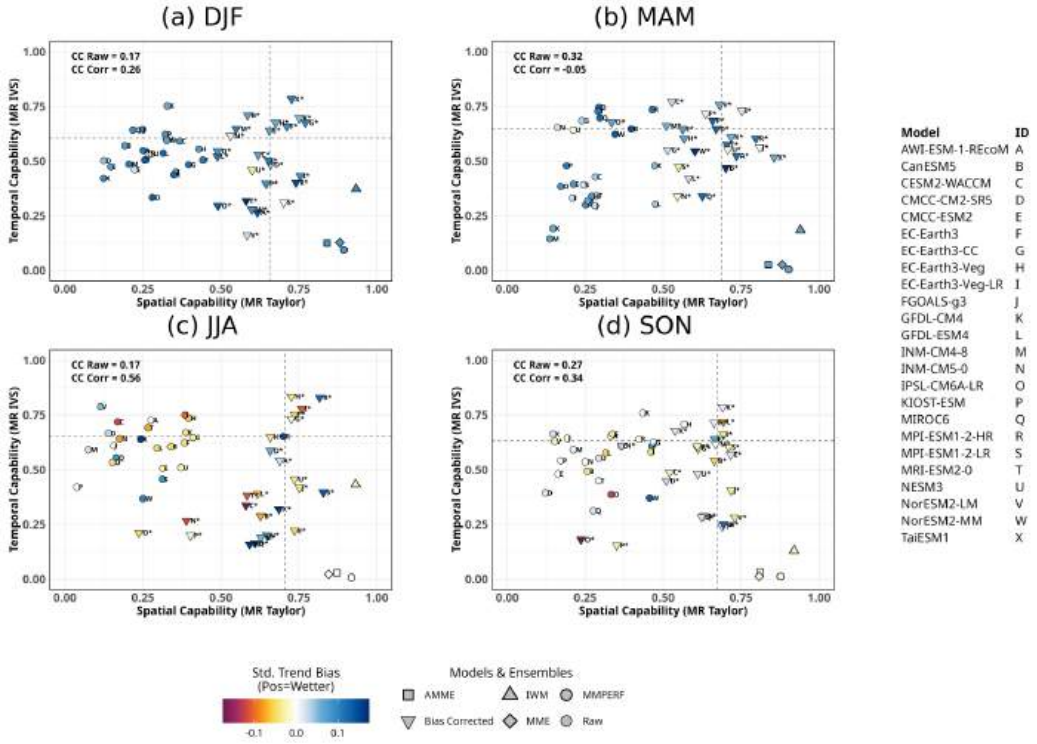
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S28 - Desempenho espaço-temporal sazonal no Noroeste (NWS) da América do Sul. Os valores em cada quadro indicam a correlação do conjunto de modelos originais (CC Raw) e corrigidos (CC Corr).



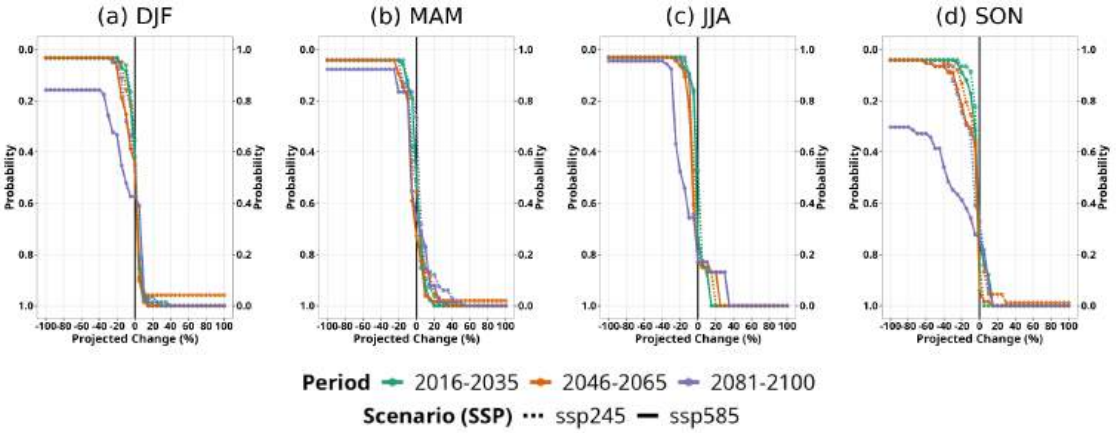
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S29 - Desempenho espaço-temporal sazonal no Sudeste (SES) da América do Sul. Os valores em cada quadro indicam a correlação do conjunto de modelos originais (CC Raw) e corrigidos (CC Corr).



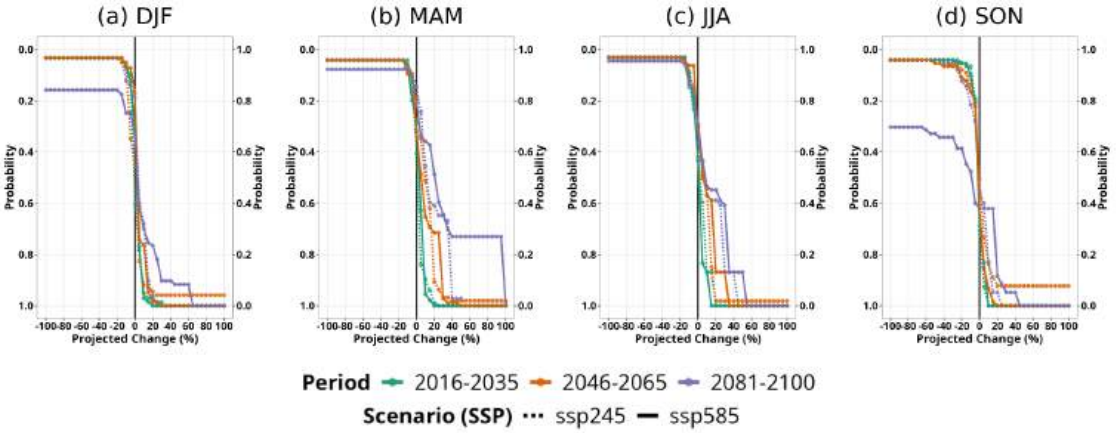
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S30 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em PRCPTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Amazônia (AMZ).



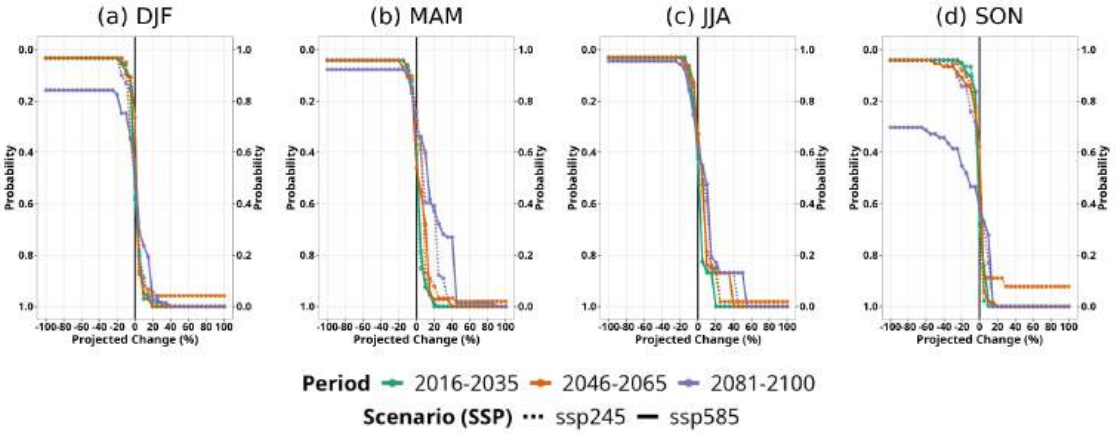
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S31 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX1day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Amazônia (AMZ).



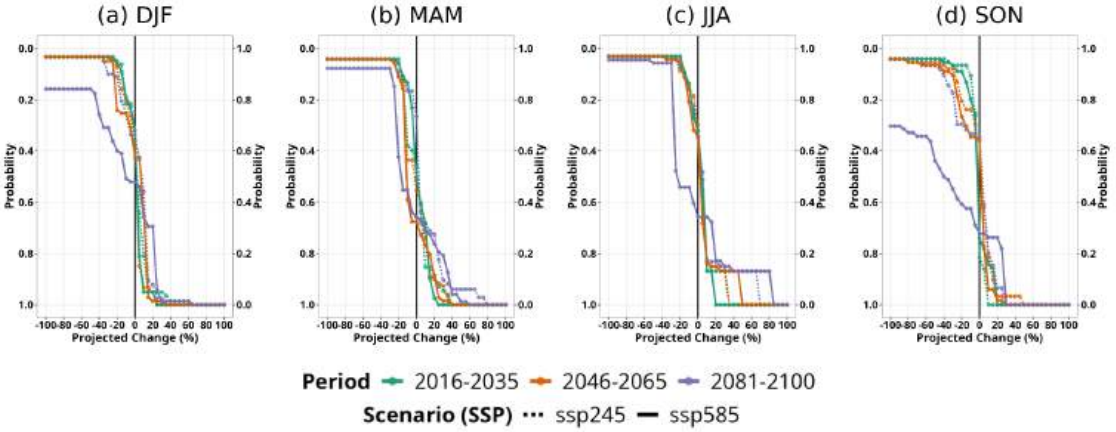
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S32 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX5day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Amazônia (AMZ).



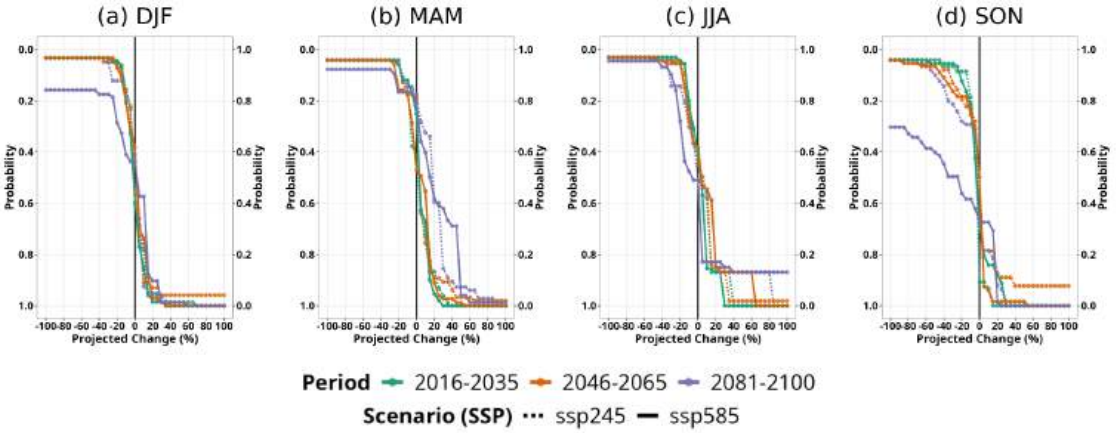
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S33 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R20mm exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Amazônia (AMZ).



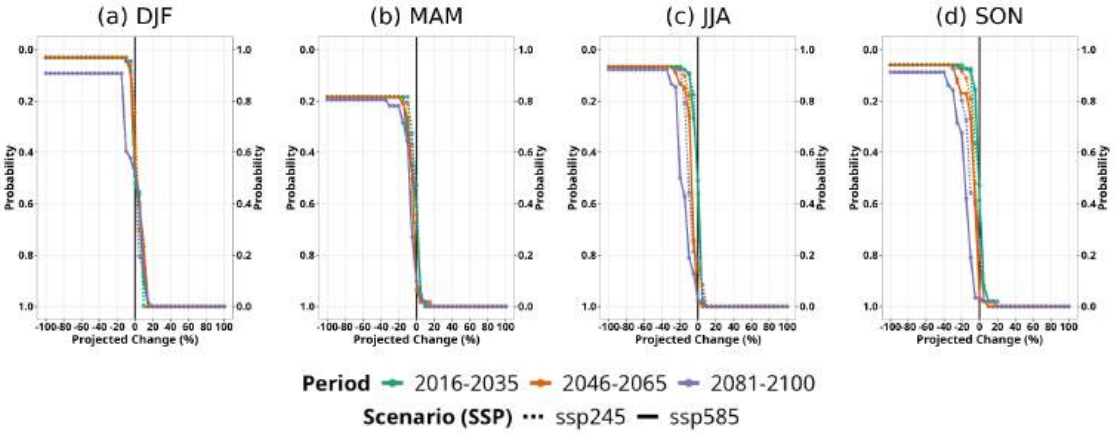
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S34 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R95pTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Amazônia (AMZ).



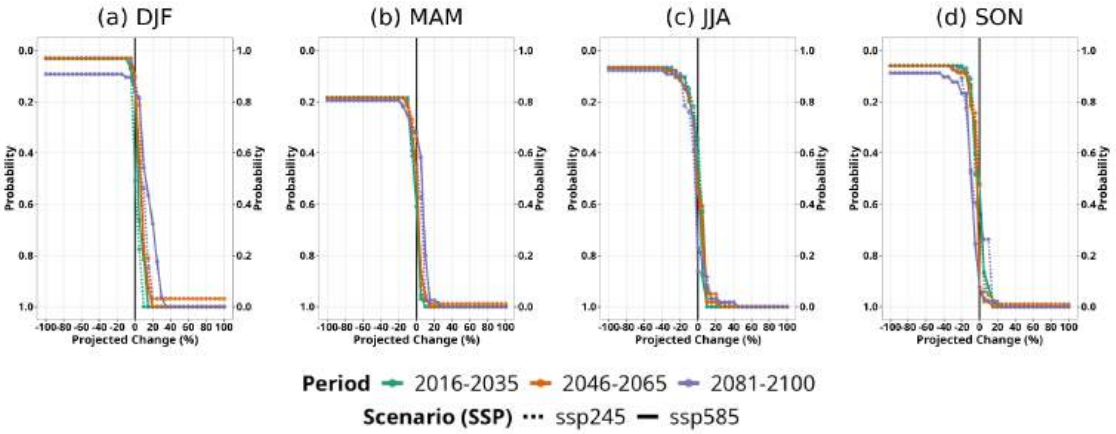
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S35 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CWD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Nordeste do Brasil (NEB).



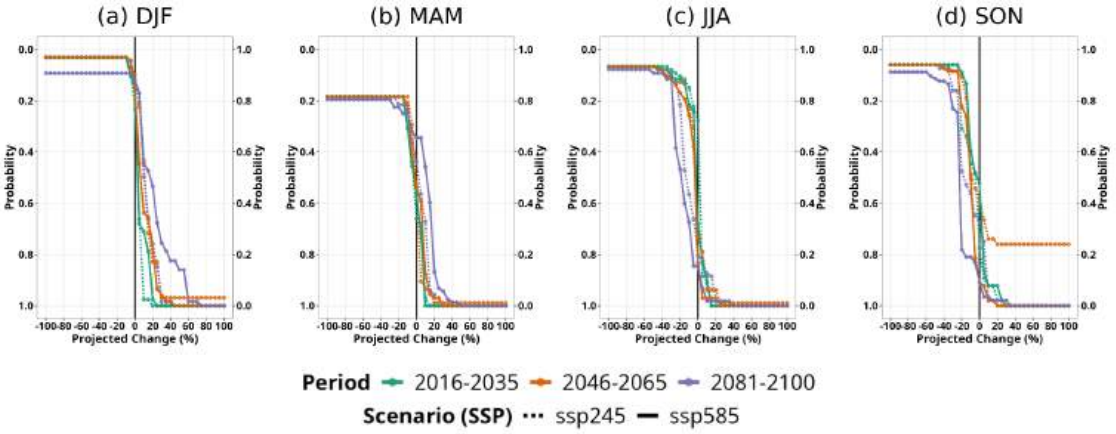
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S36 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em SDII exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Nordeste do Brasil (NEB).



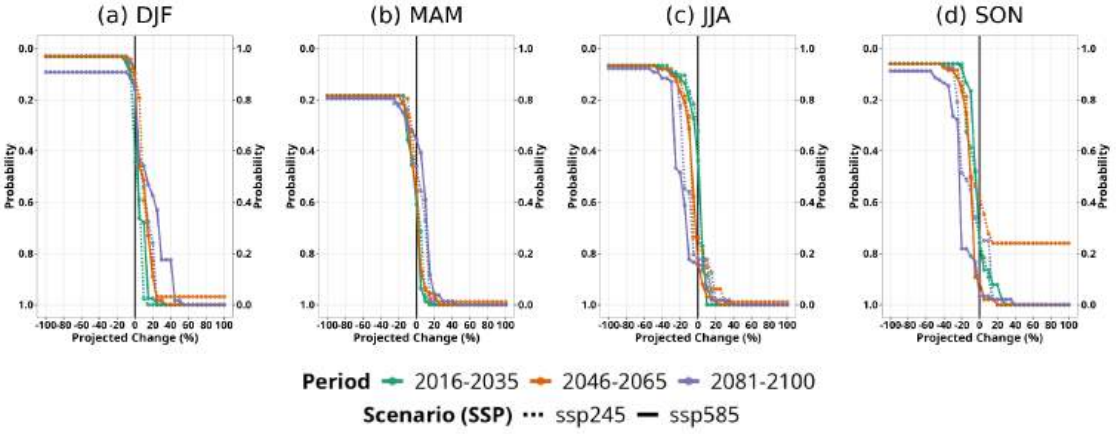
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S37 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX1day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Nordeste do Brasil (NEB).



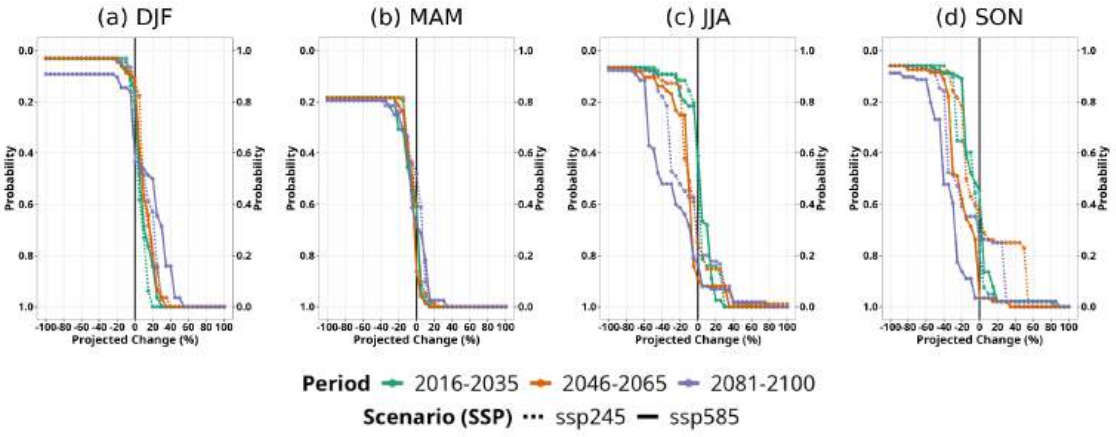
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S38 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX5day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Nordeste do Brasil (NEB).



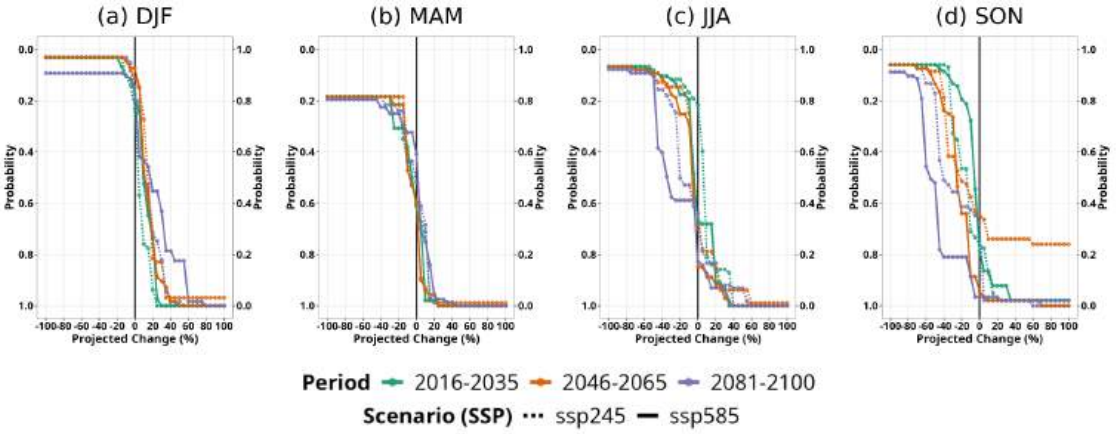
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S39 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R20mm exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Nordeste do Brasil (NEB).



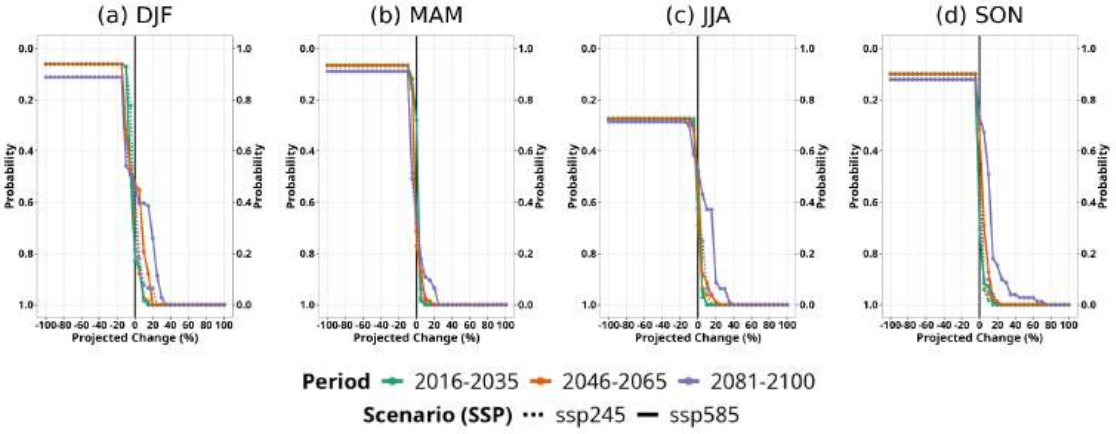
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S40 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R95pTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Nordeste do Brasil (NEB).



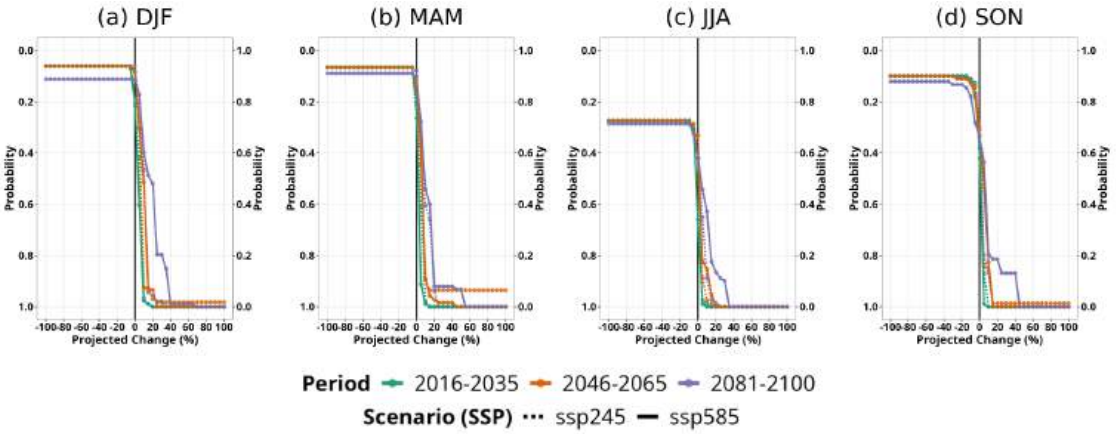
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S41 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CDD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Noroeste da América do Sul (NWS).



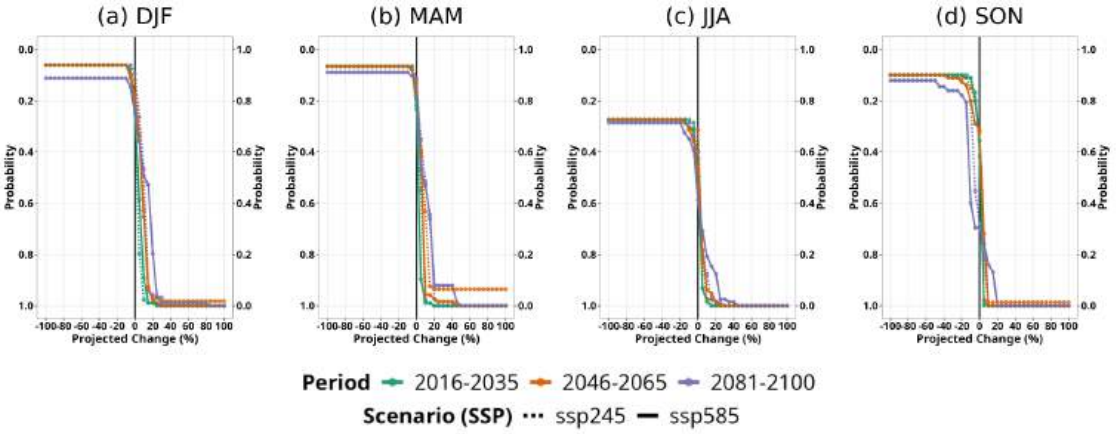
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S42 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em SDII exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Noroeste da América do Sul (NWS).



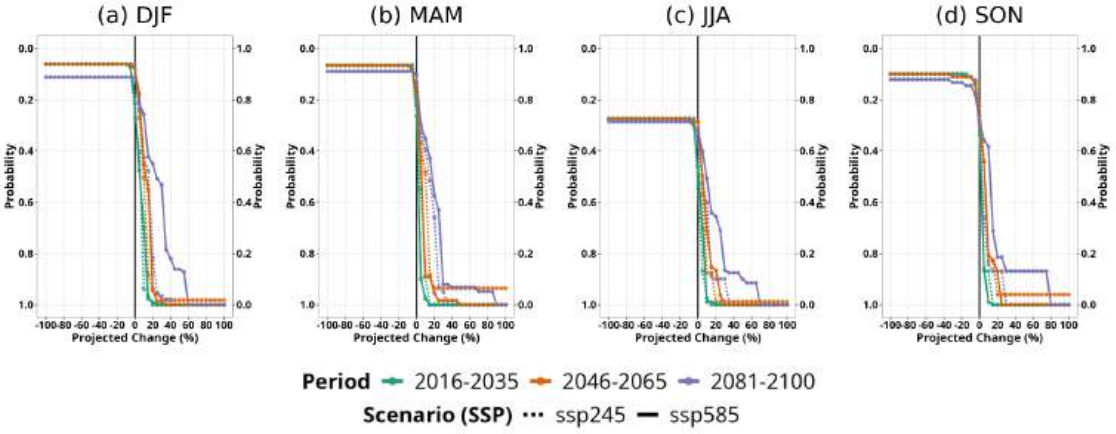
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S43 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em PRCPTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Noroeste da América do Sul (NWS).



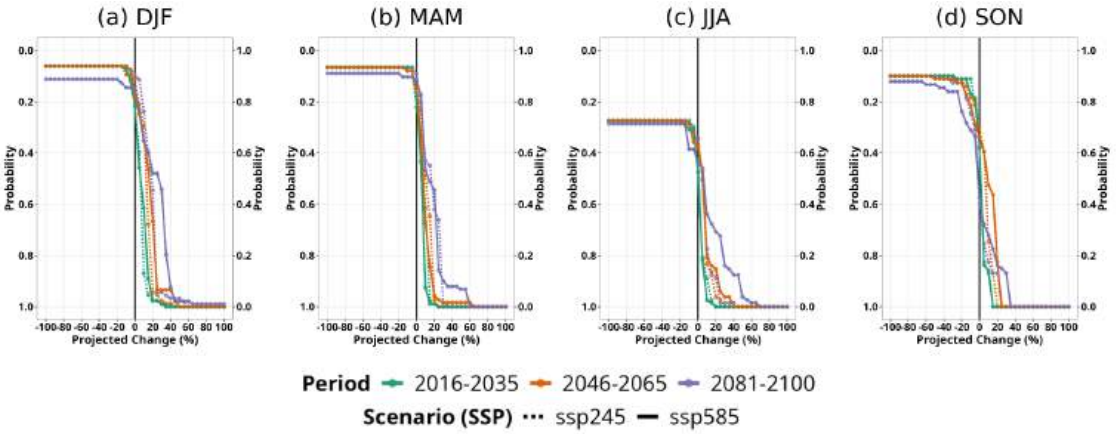
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S44 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX5day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Noroeste da América do Sul (NWS).



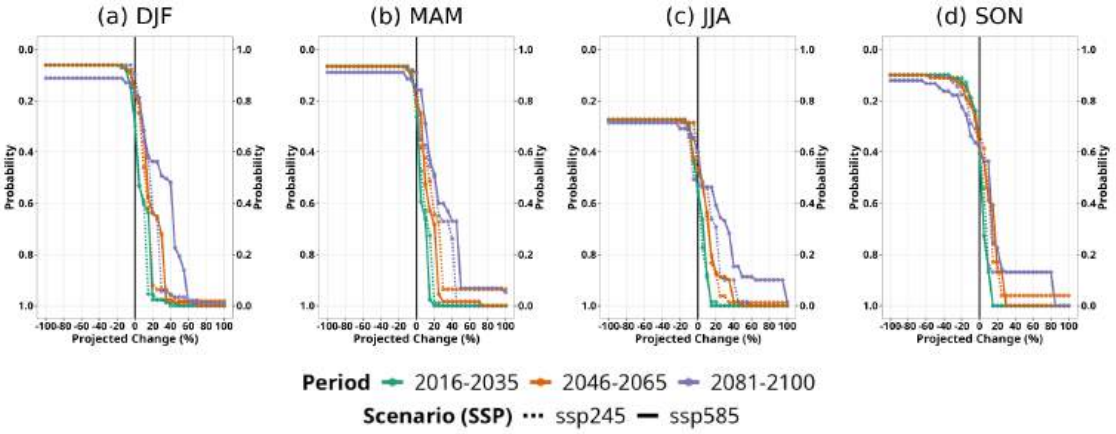
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S45 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R20mm exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Noroeste da América do Sul (NWS).



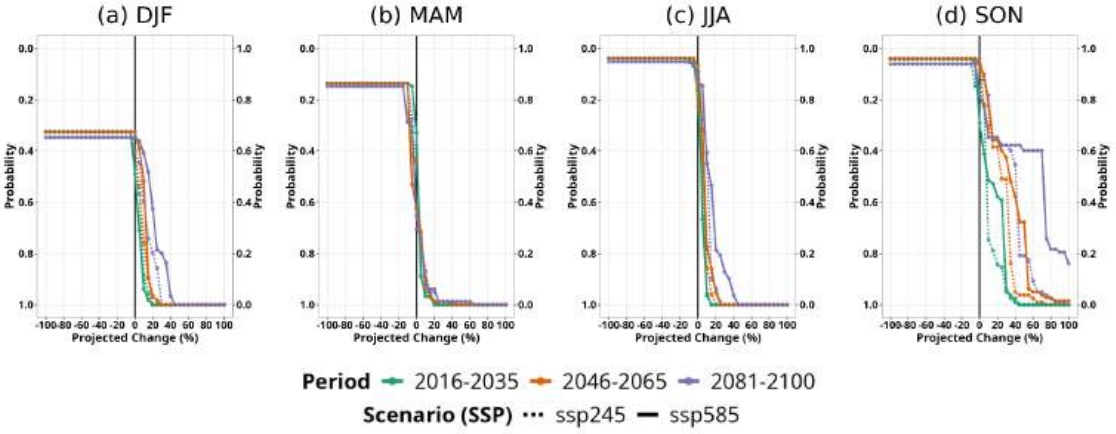
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S46 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R95pTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Noroeste da América do Sul (NWS).



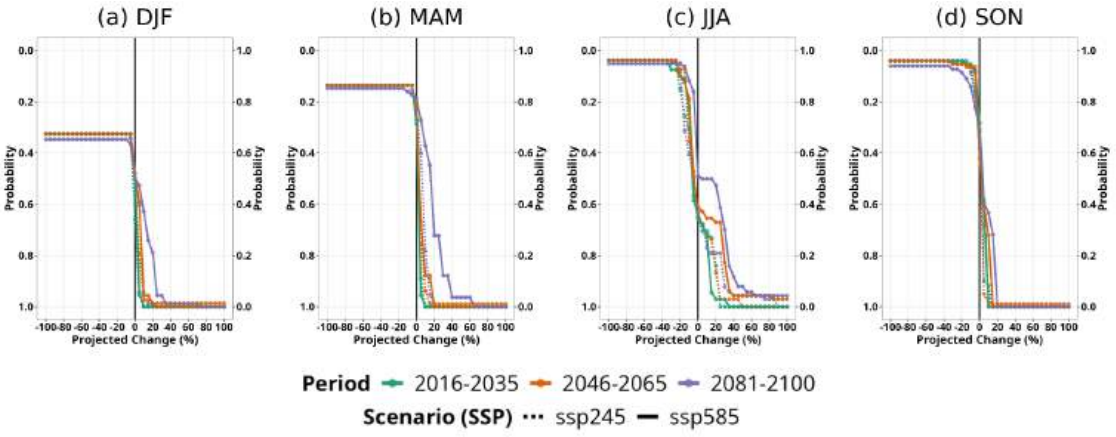
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S47 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CDD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Região da Monção da América do Sul (SAM).



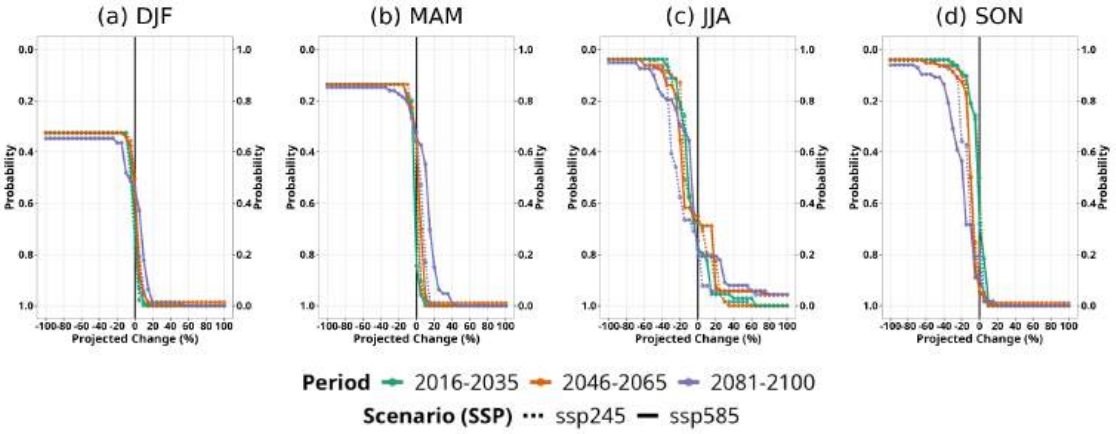
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S48 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em SDII exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Região da Monção da América do Sul (SAM).



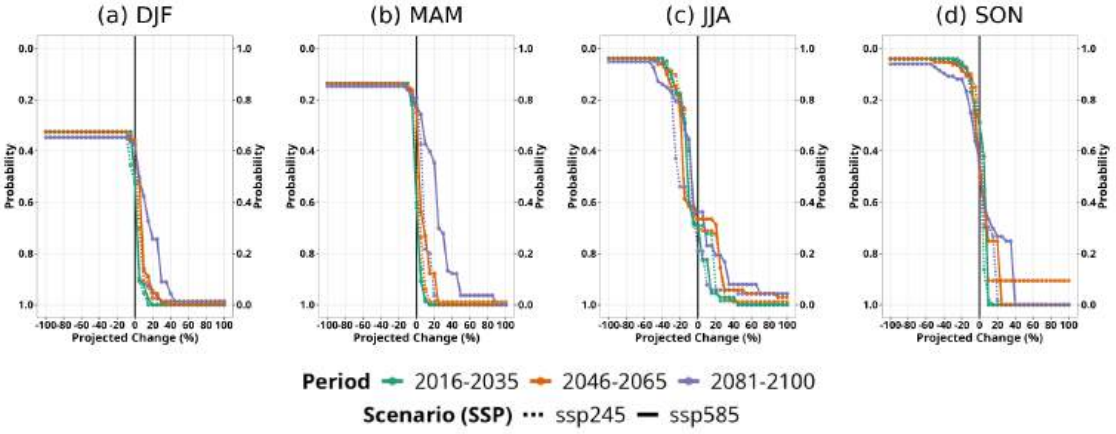
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S49 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em PRCPTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Região da Monção da América do Sul (SAM).



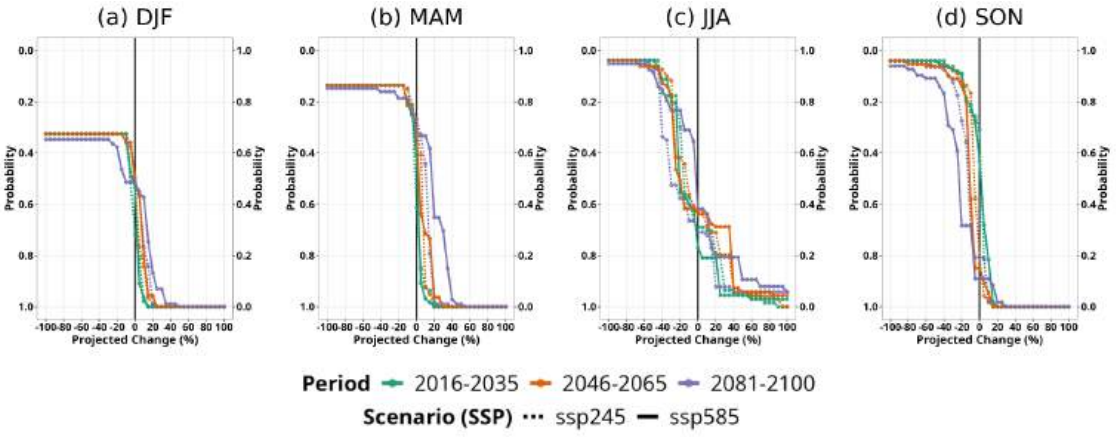
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S50 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX5day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Região da Monção da América do Sul (SAM).



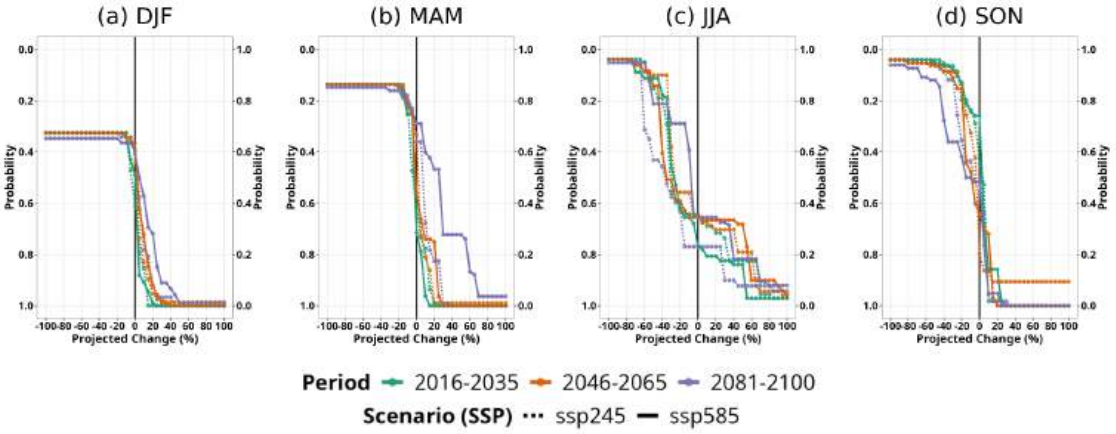
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S51 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R20mm exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Região da Monção da América do Sul (SAM).



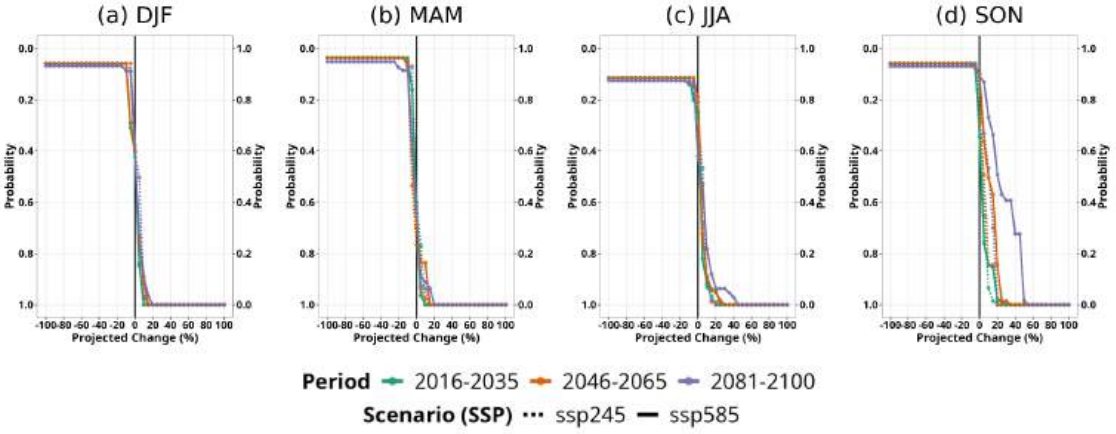
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S52 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R95pTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região da Região da Monção da América do Sul (SAM).



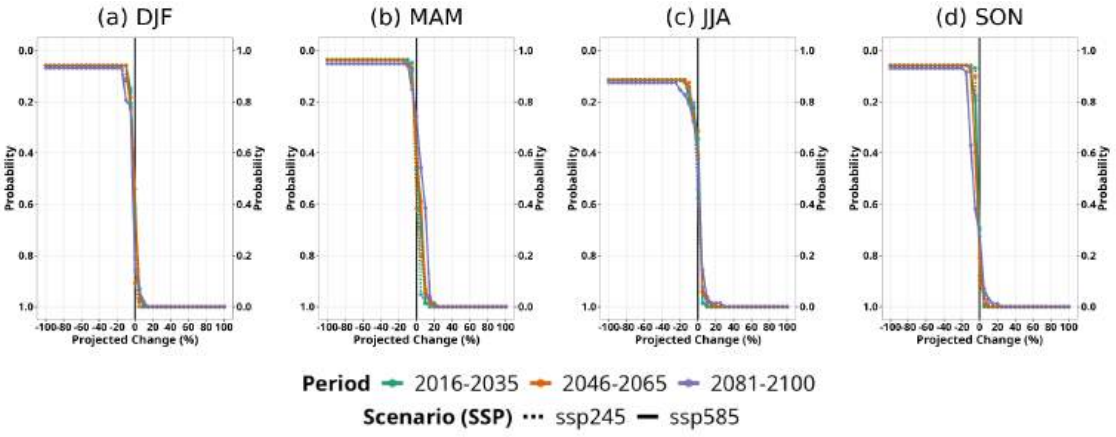
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S53 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CDD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudeste da América do Sul (SES).



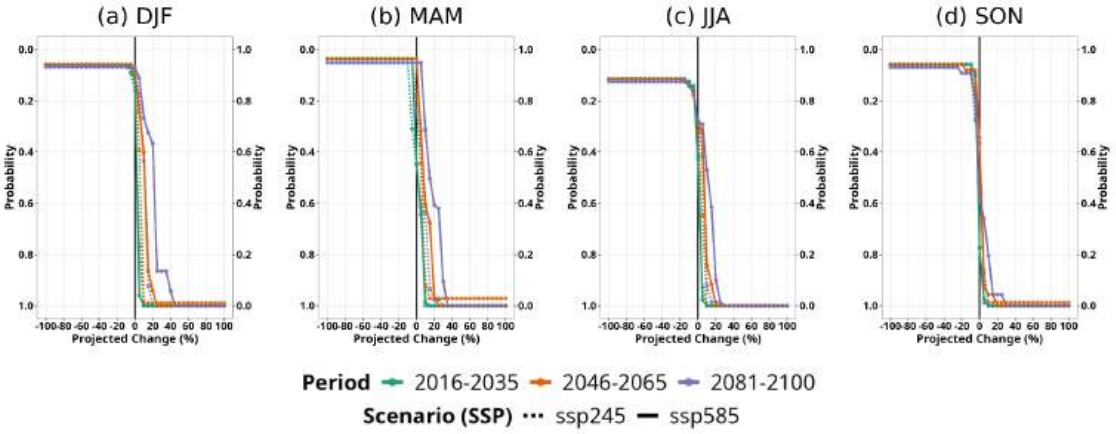
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S54 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CWD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudeste da América do Sul (SES).



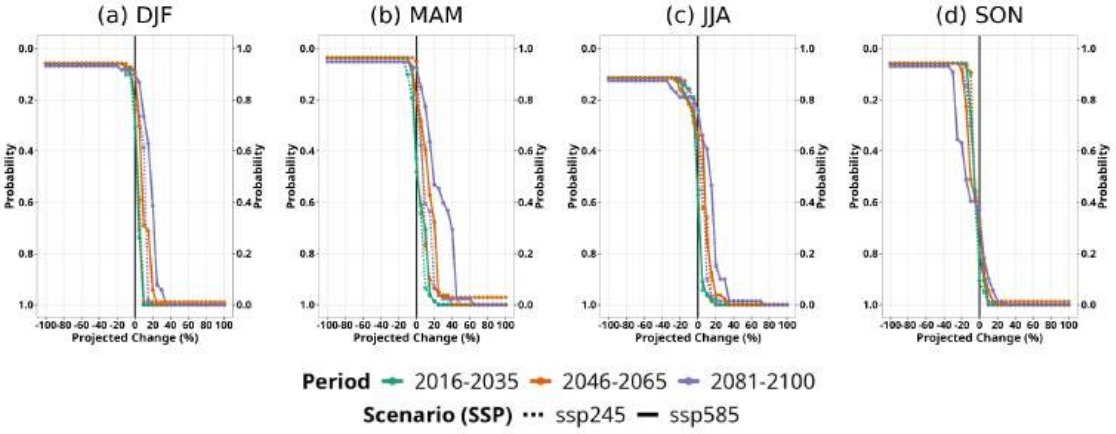
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S55 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em SDII exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudeste da América do Sul (SES).



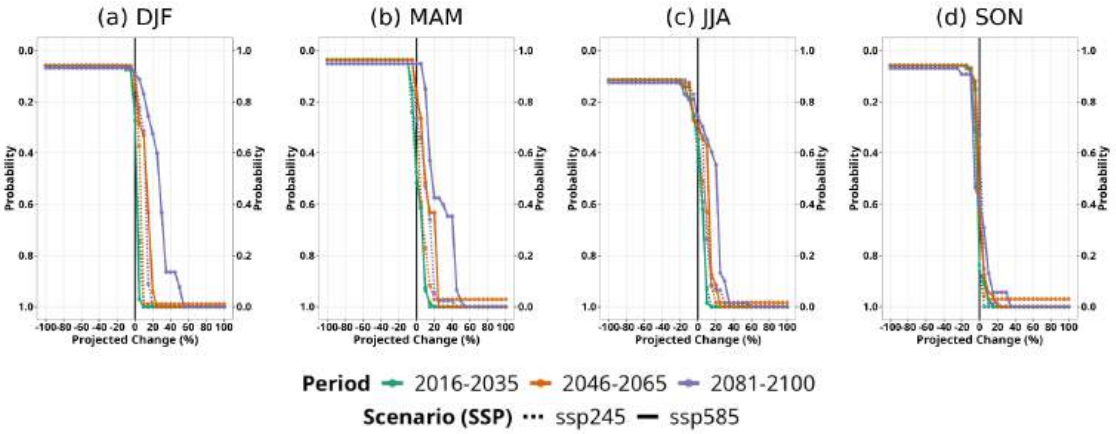
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S56 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em PRCPTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudeste da América do Sul (SES).



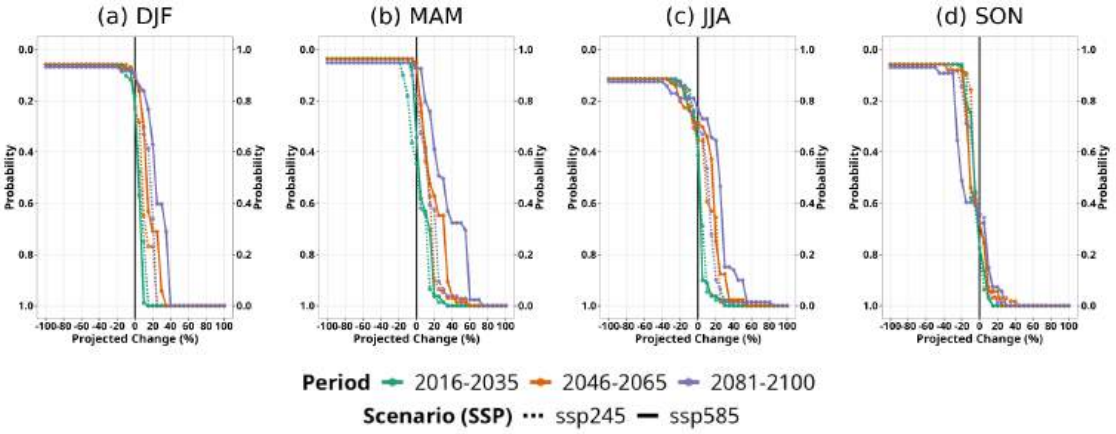
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S57 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX5day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudeste da América do Sul (SES).



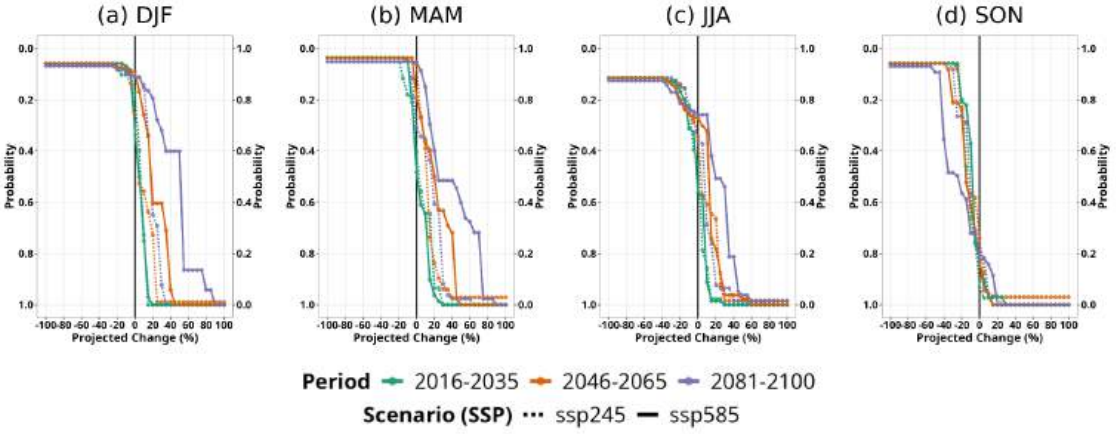
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S58 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R20mm exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudeste da América do Sul (SES).



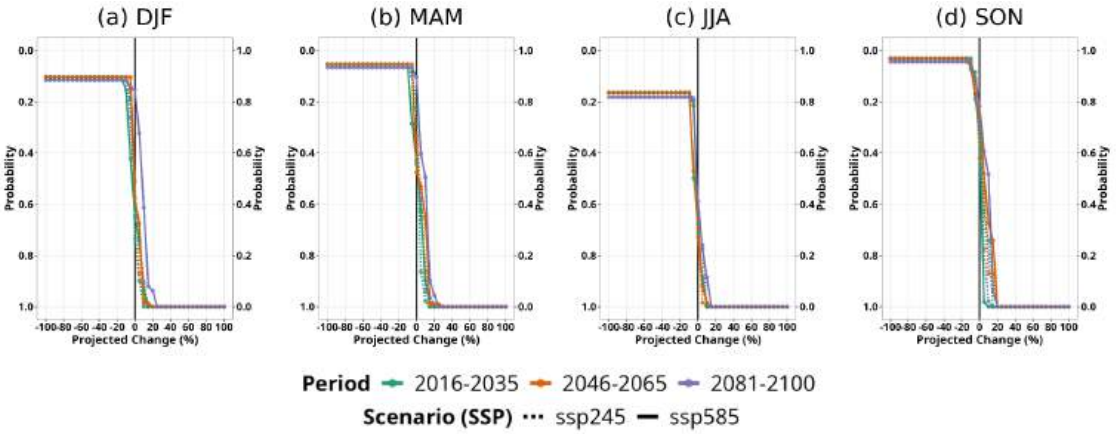
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S59 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R95pTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudeste da América do Sul (SES).



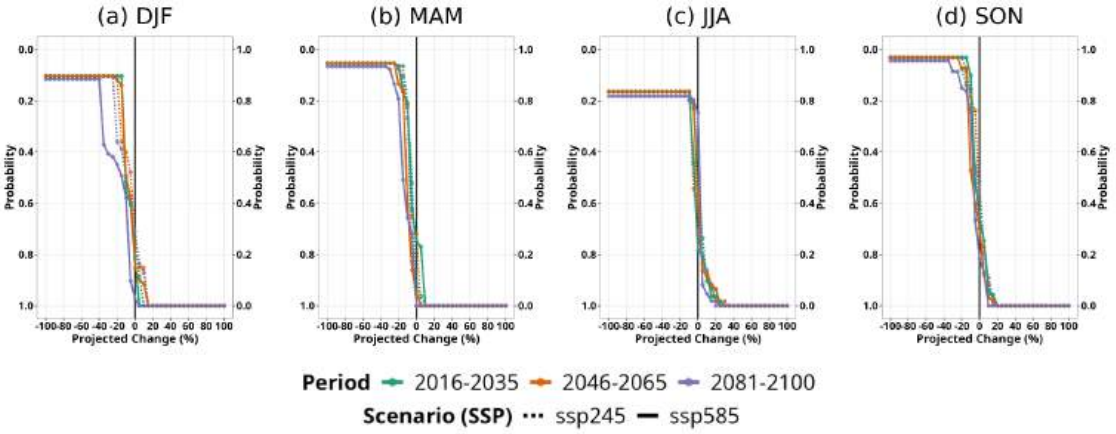
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S60 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CDD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sul da América do Sul (SSA).



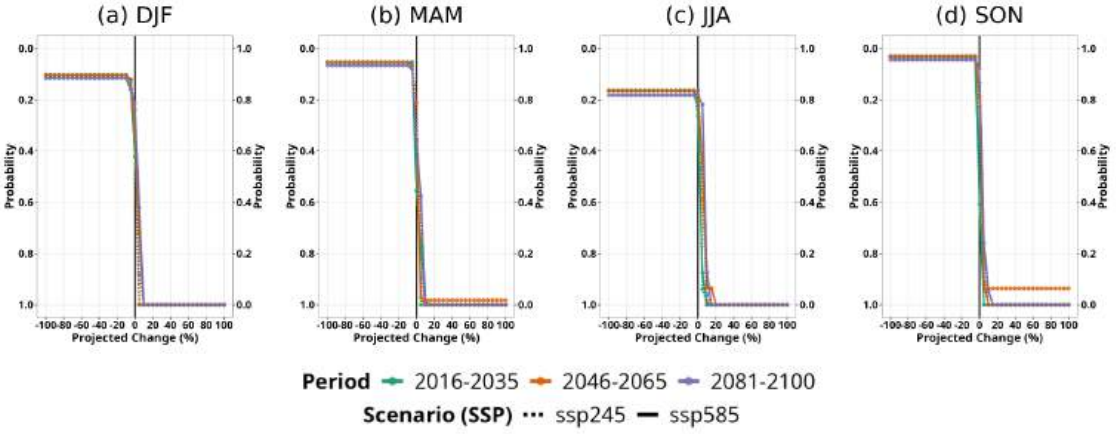
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S61 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CWD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sul da América do Sul (SSA).



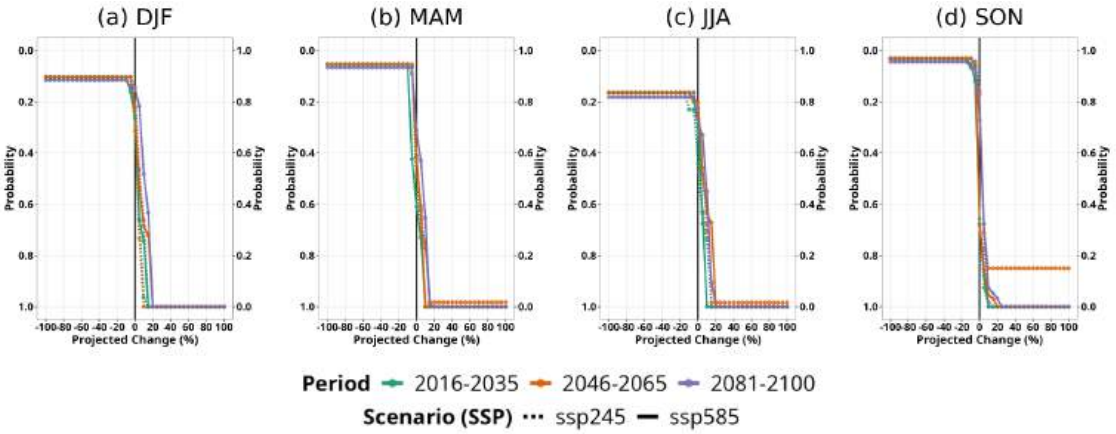
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S62 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em SDII exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sul da América do Sul (SSA).



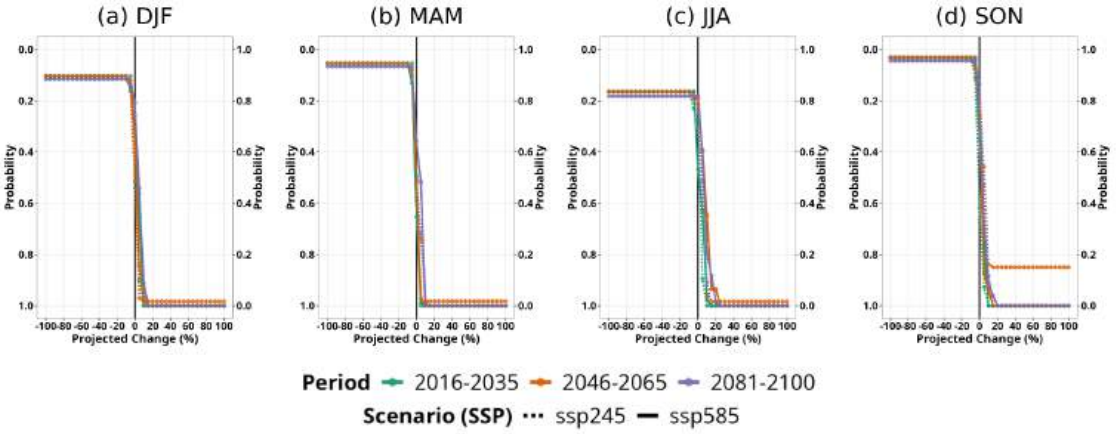
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S63 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX1day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sul da América do Sul (SSA).



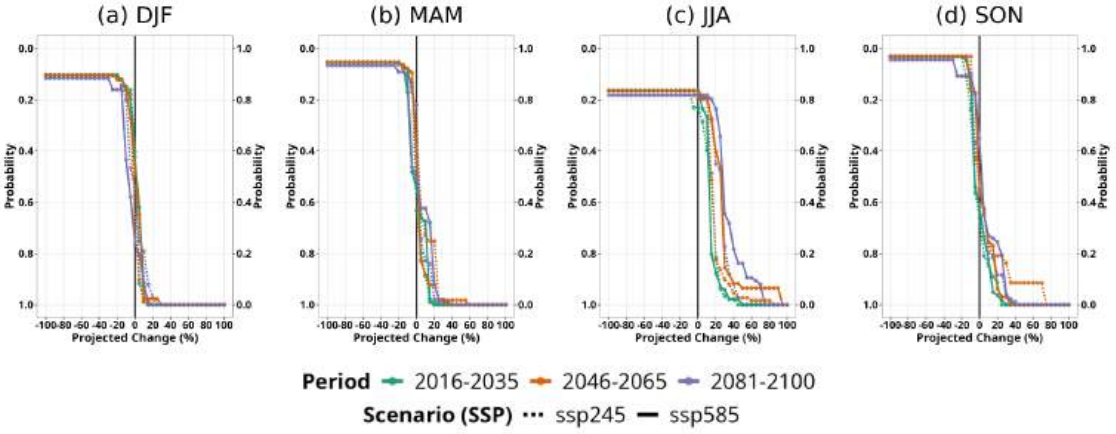
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S64 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX5day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sul da América do Sul (SSA).



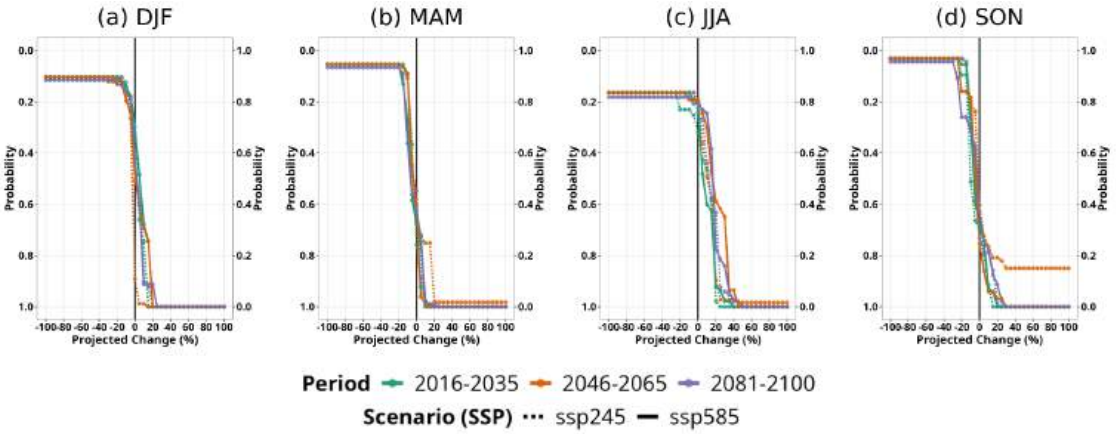
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S65 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R20mm exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sul da América do Sul (SSA).



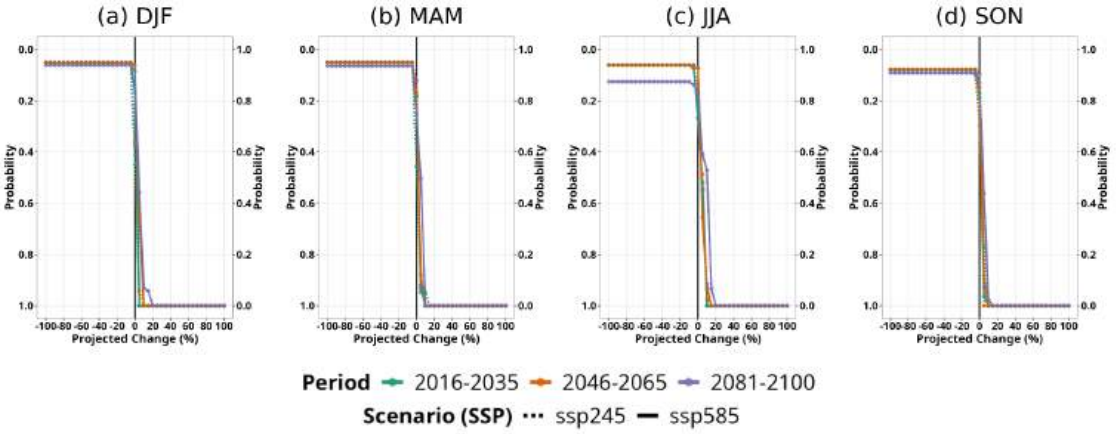
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S66 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R95pTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sul da América do Sul (SSA).



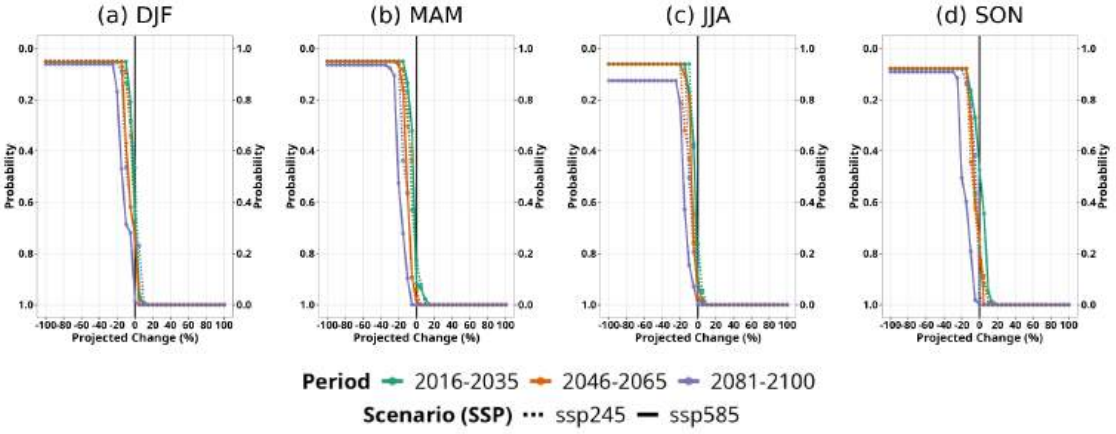
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S67 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CDD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudoeste da América do Sul (SWS).



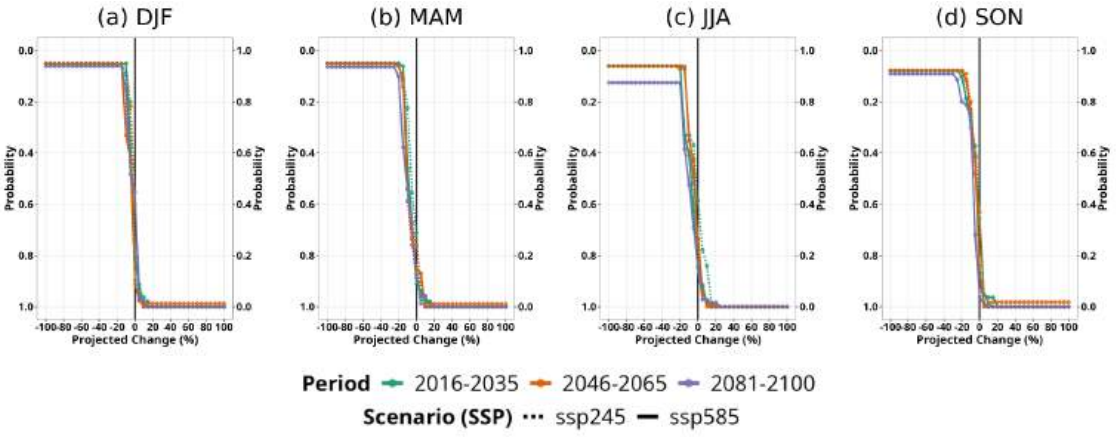
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S68 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em CWD exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudoeste da América do Sul (SWS).



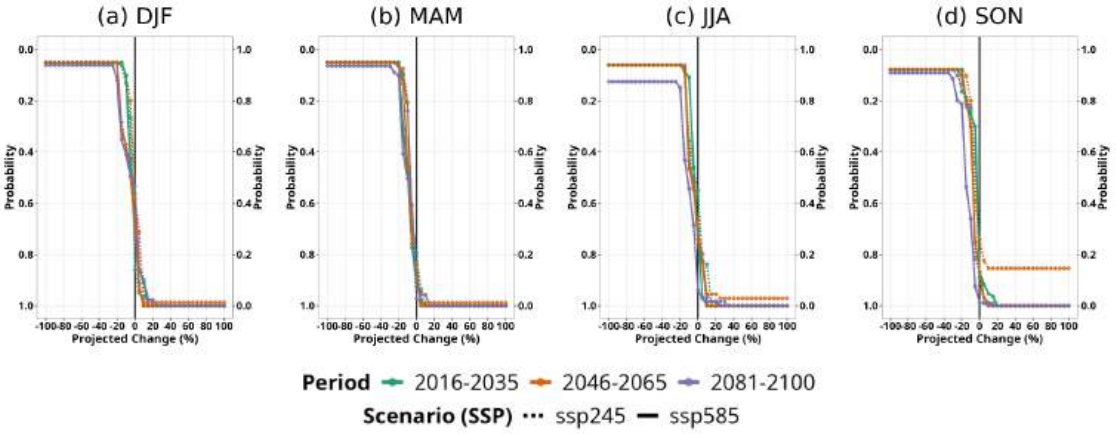
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S69 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em SDII exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudoeste da América do Sul (SWS).



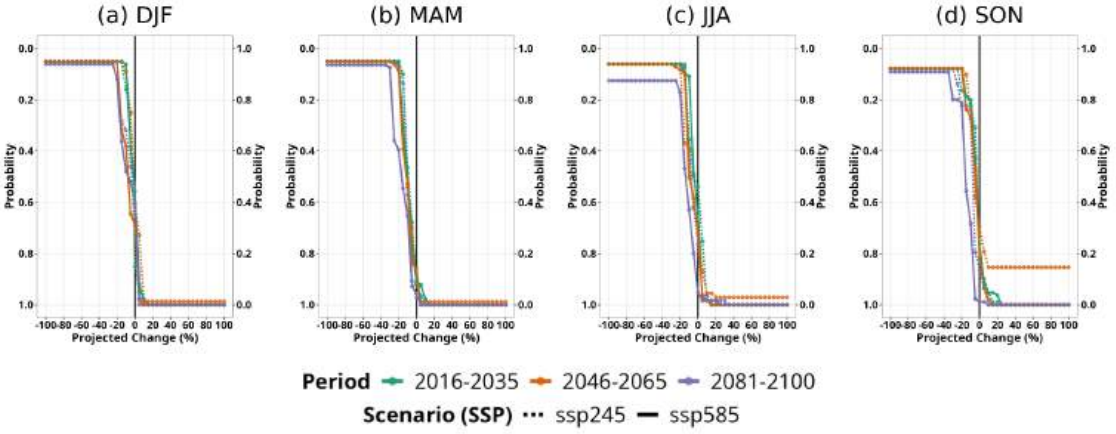
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S70 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX1day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudoeste da América do Sul (SWS).



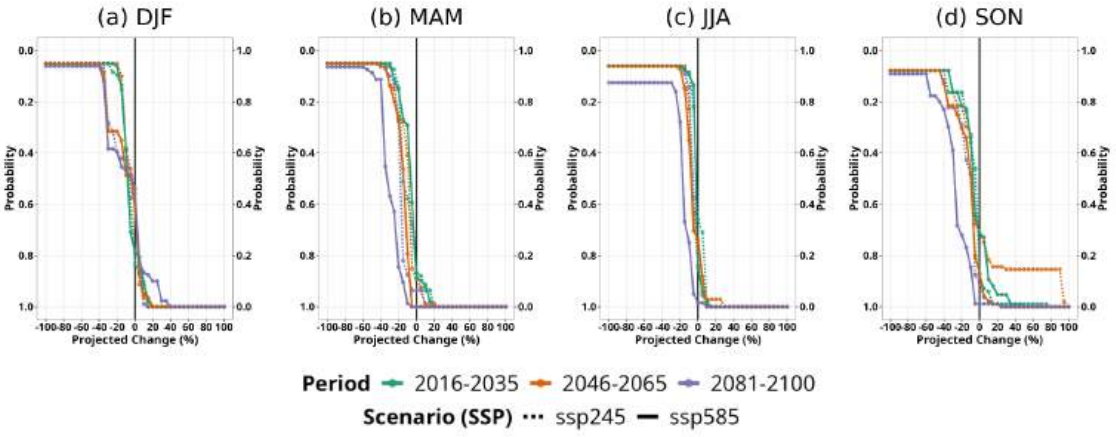
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S71 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em RX5day exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudoeste da América do Sul (SWS).



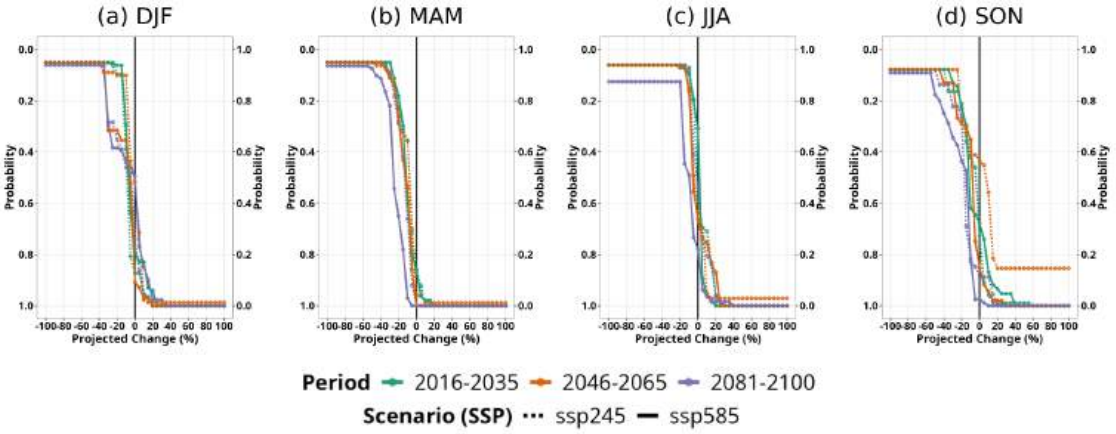
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S72 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R20mm exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudoeste da América do Sul (SWS).



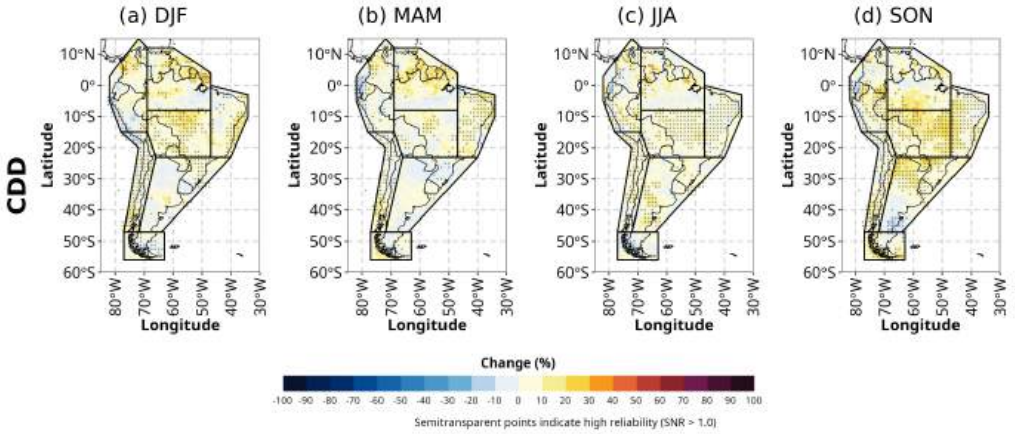
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S73 - Probabilidade projetada (eixo y) de uma alteração em R95pTOT exceder um determinado limiar expresso em porcentagem (eixo x) na sub-região do Sudoeste da América do Sul (SWS).



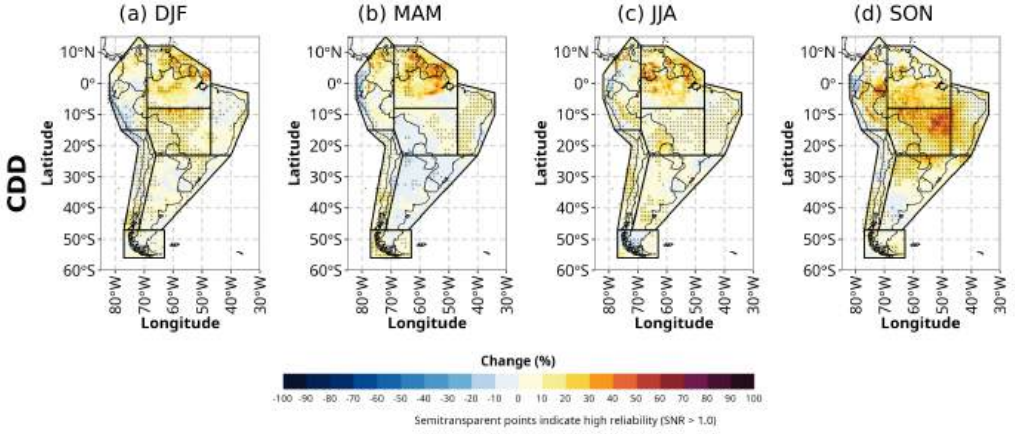
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S74 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CDD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



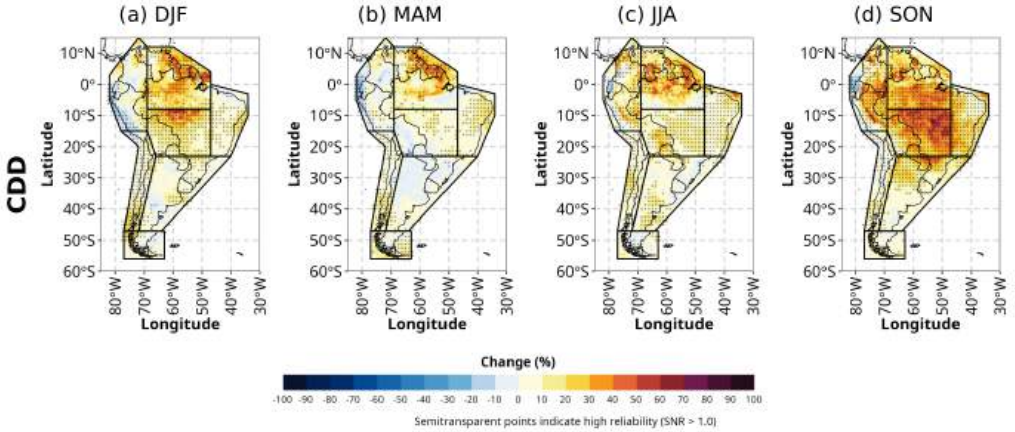
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S75 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CDD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



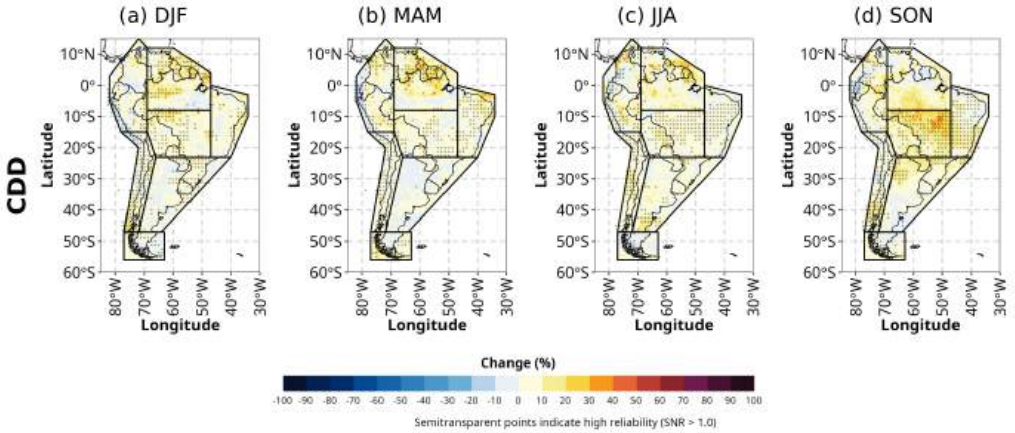
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S76 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CDD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



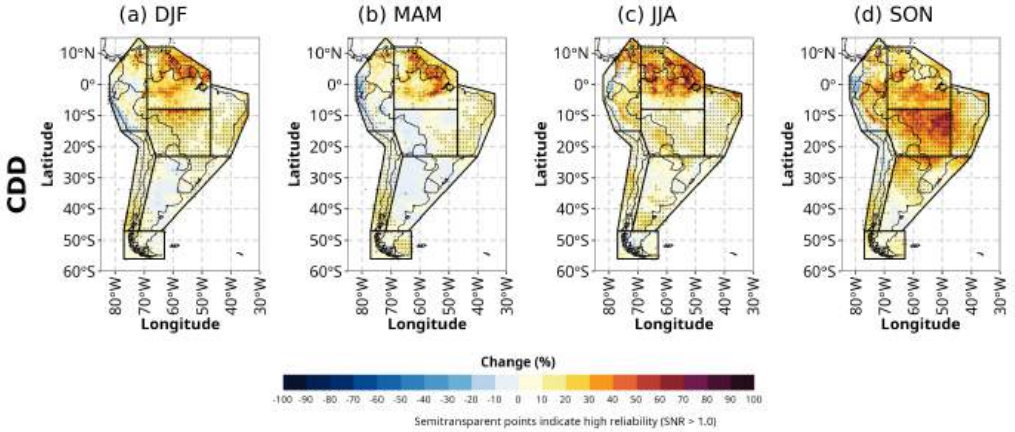
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S77 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CDD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



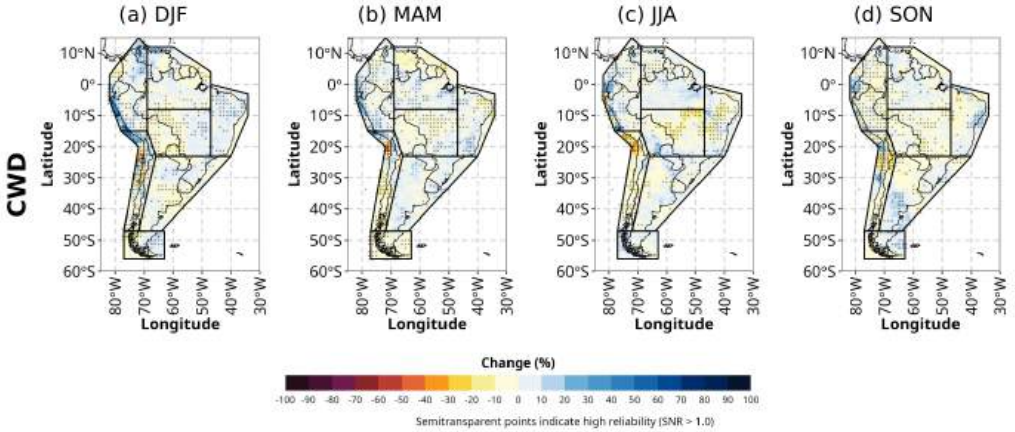
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S78 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CDD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



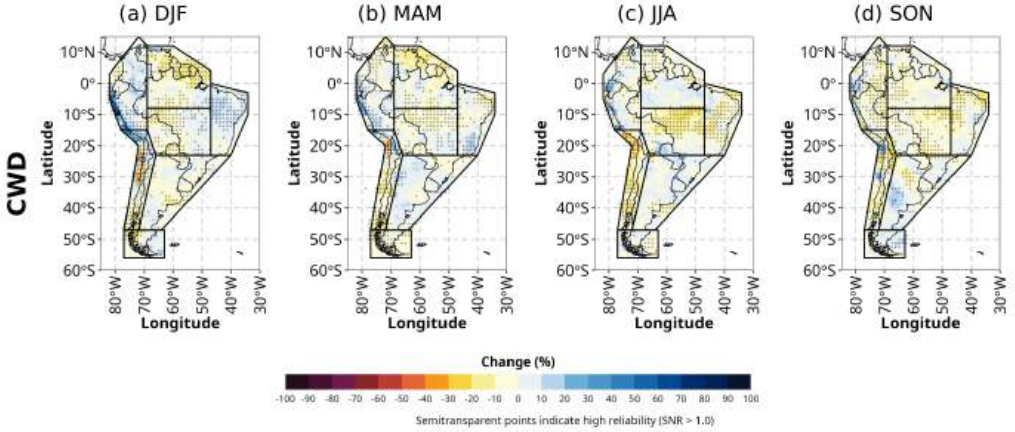
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S79 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CWD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



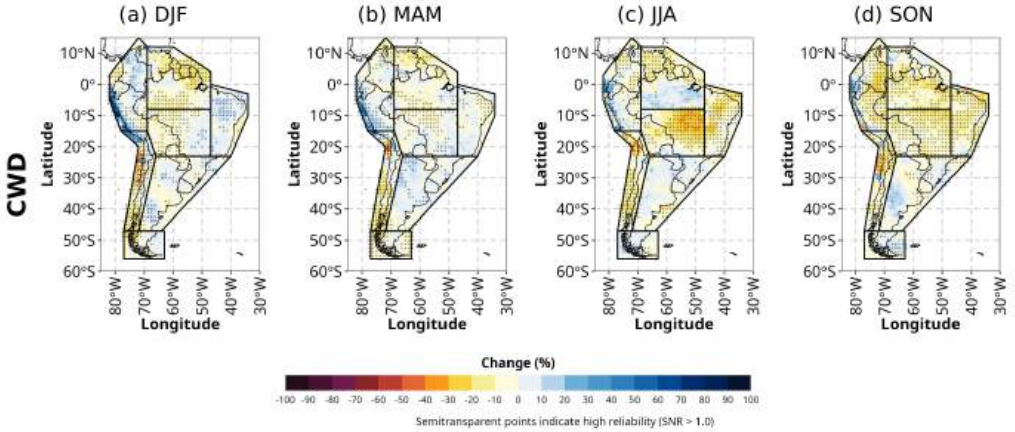
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S80 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CWD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



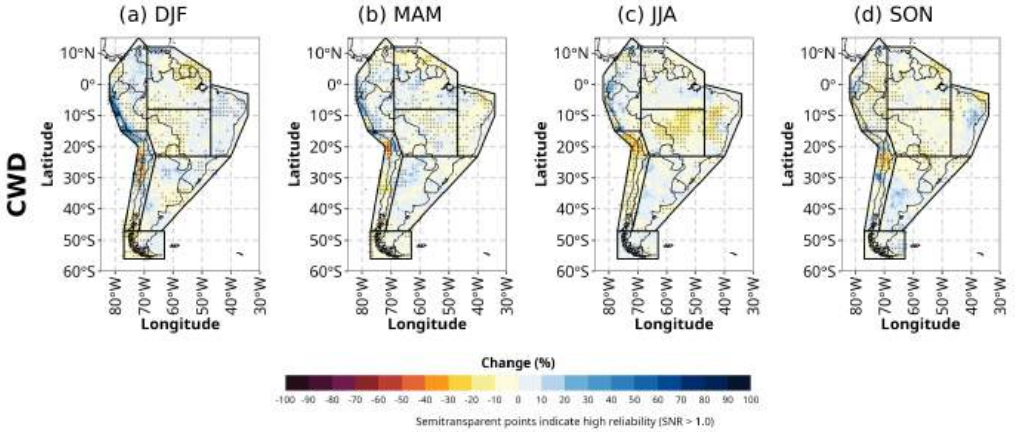
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S81 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CWD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



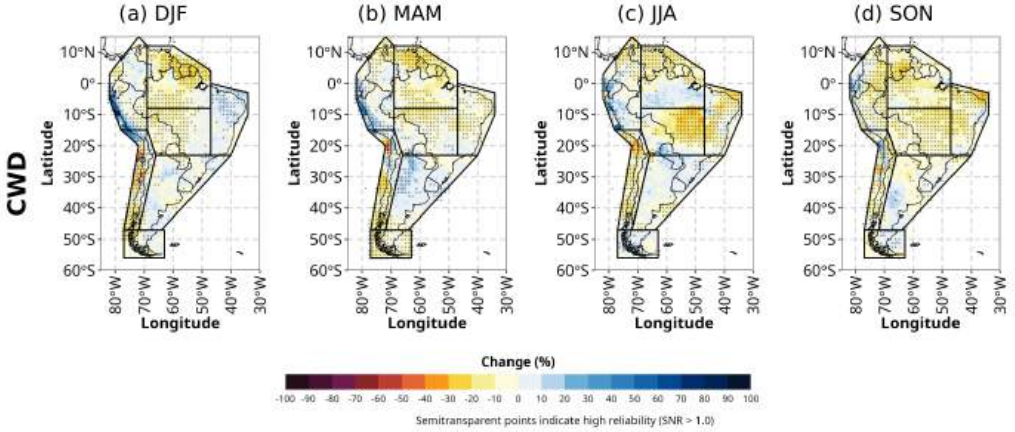
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S82 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CWD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



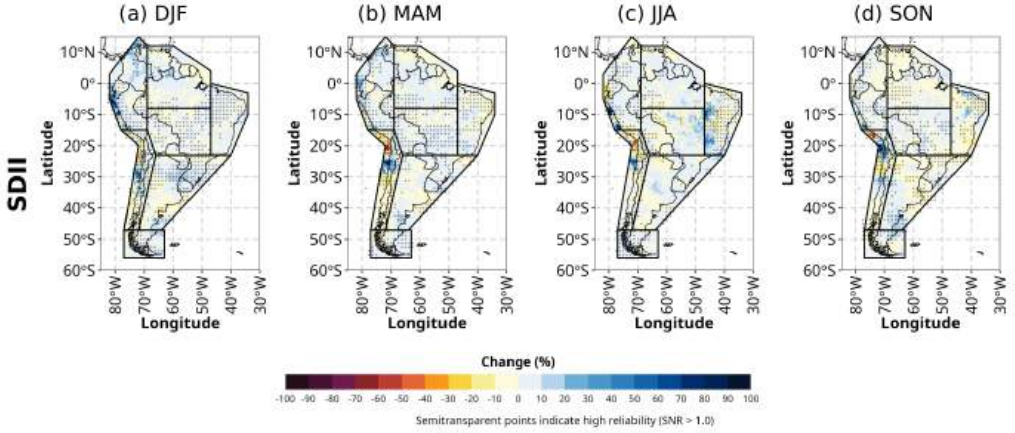
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S83 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em CWD com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



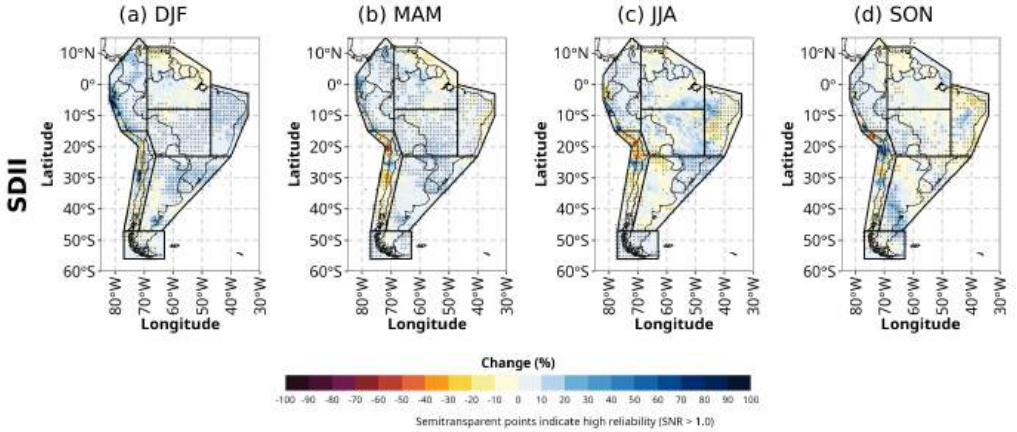
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S84 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em SDII com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



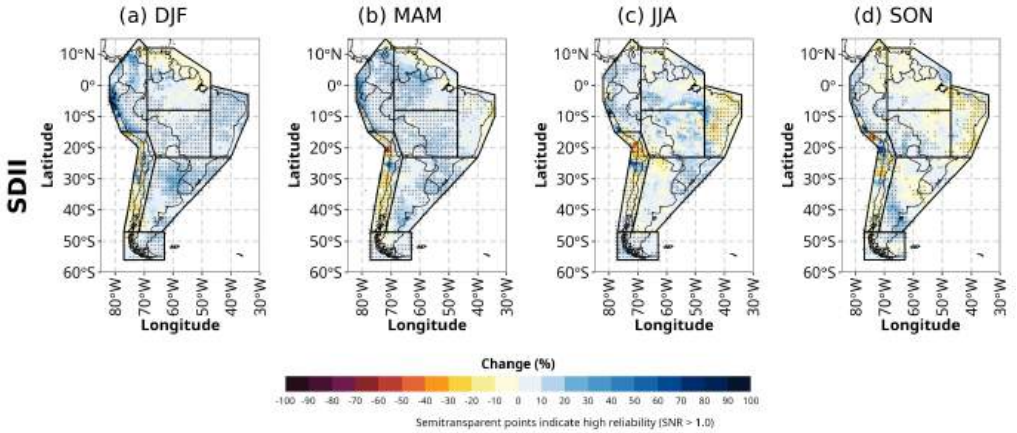
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S85 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em SDII com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



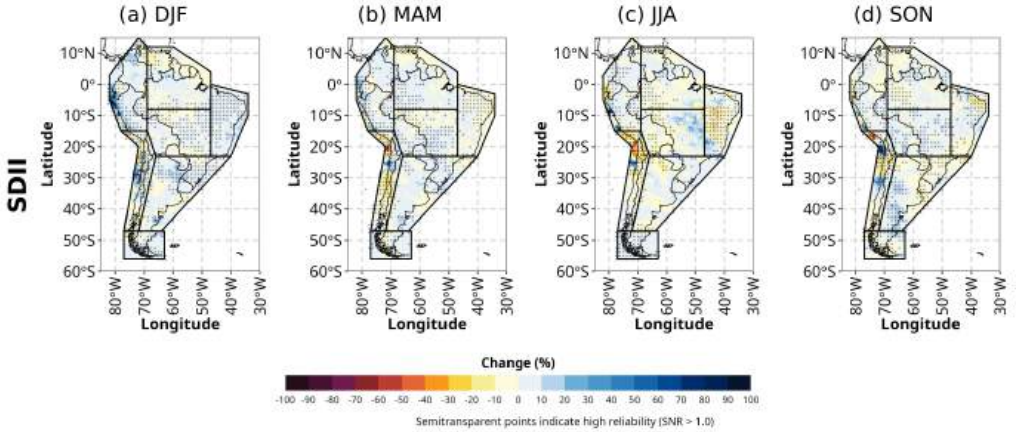
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S86 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em SDII com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



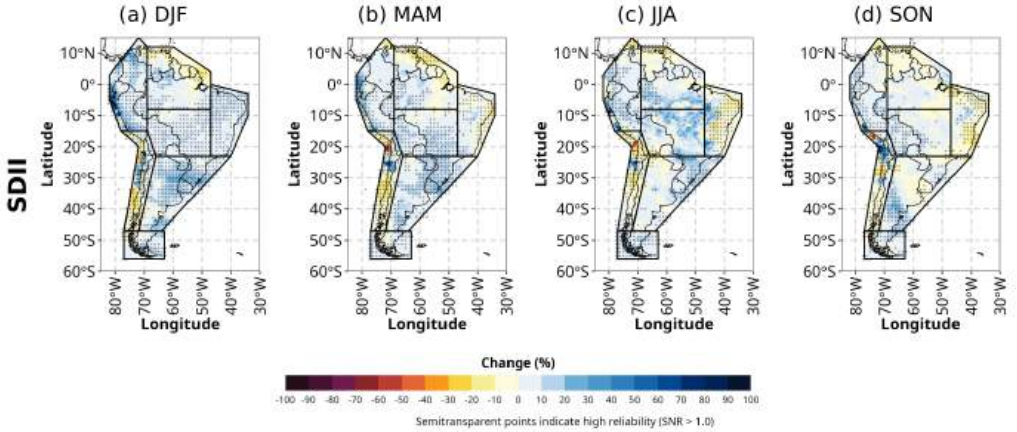
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S87 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em SDII com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



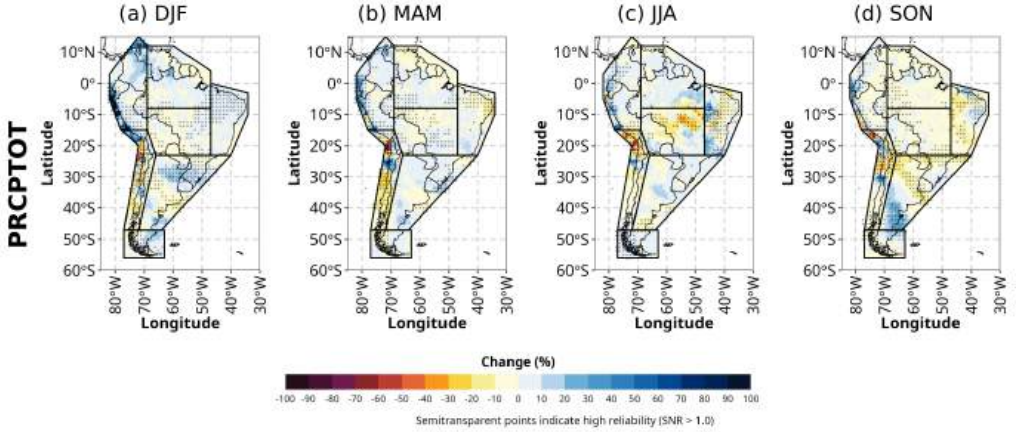
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S88 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em SDII com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



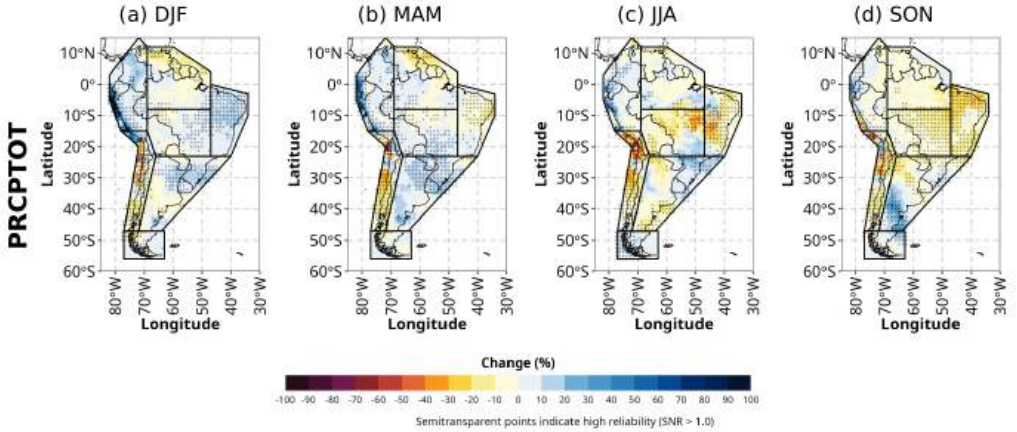
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S89 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em PRCPTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



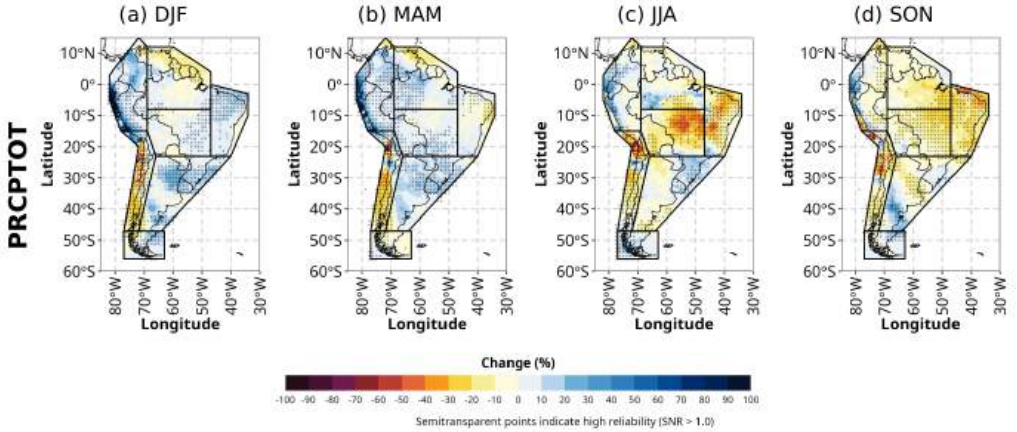
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S90 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em PRCPTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



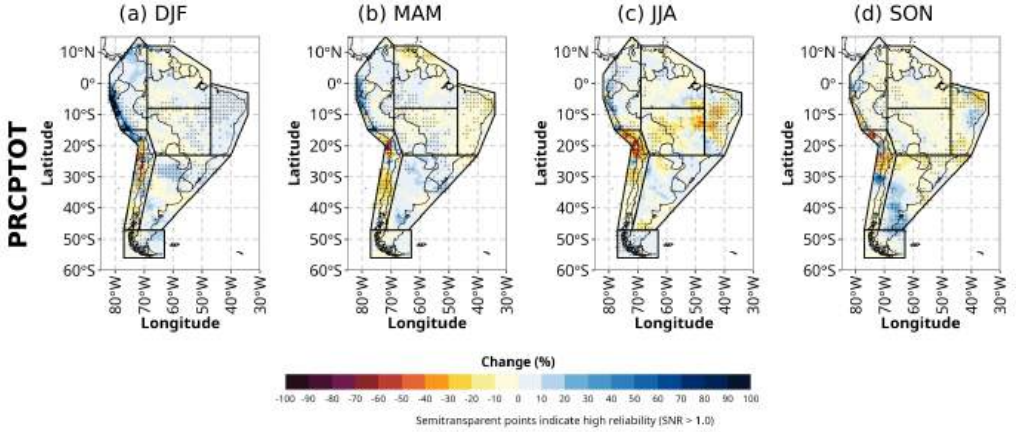
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S91 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em PRCPTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



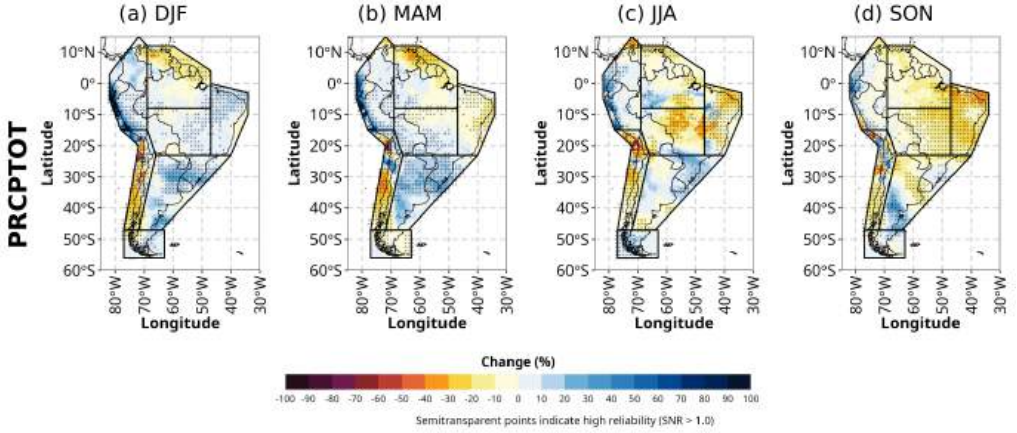
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S92 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em PRCPTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



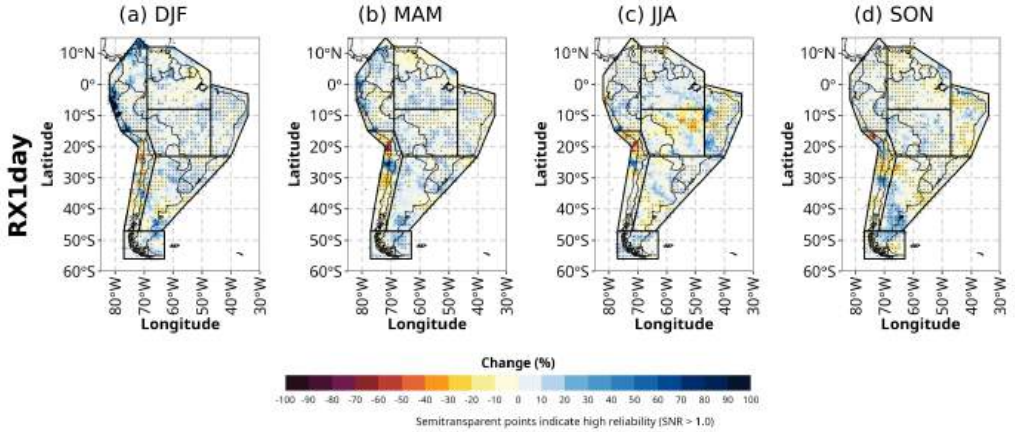
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S93 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em PRCPTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



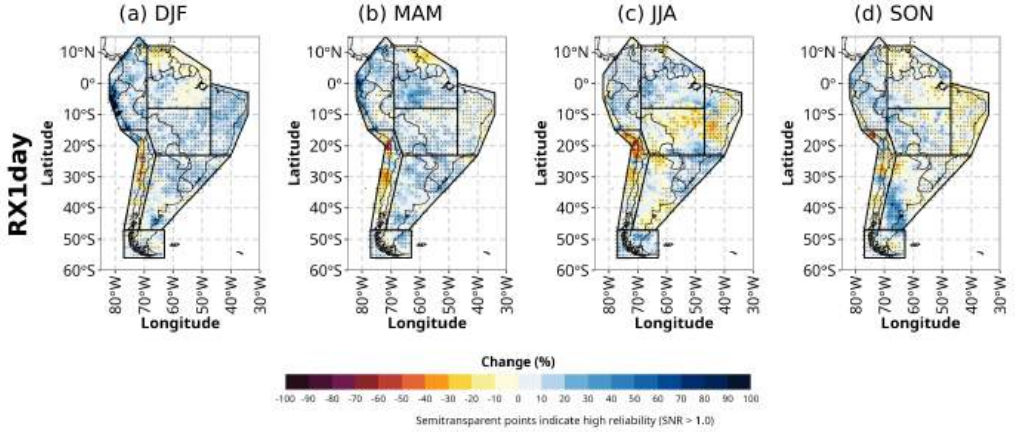
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S94 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX1day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



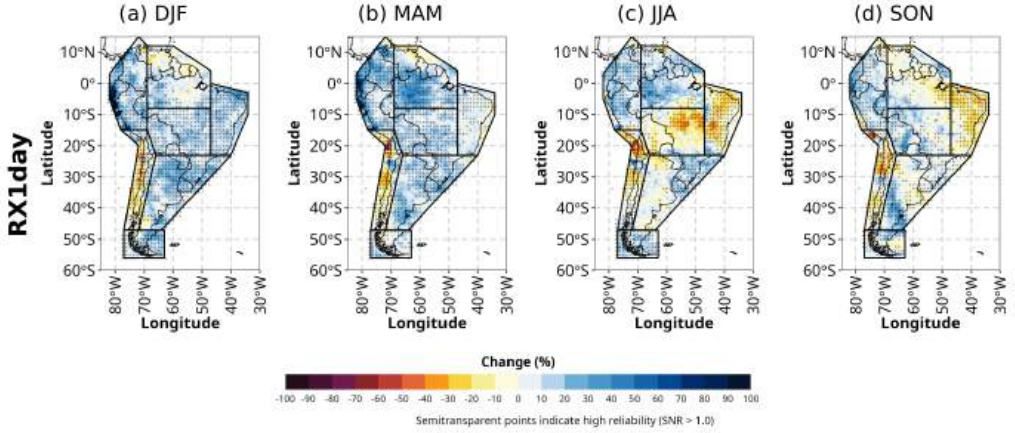
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S95 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX1day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



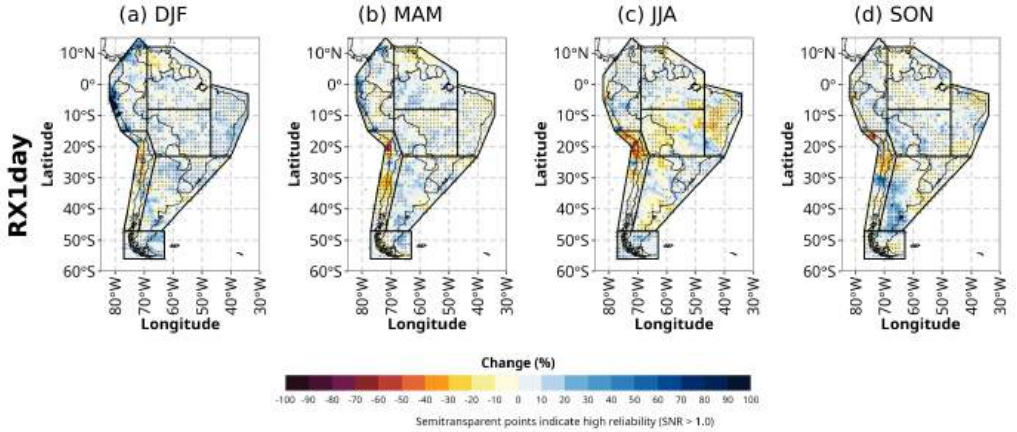
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S96 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX1day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



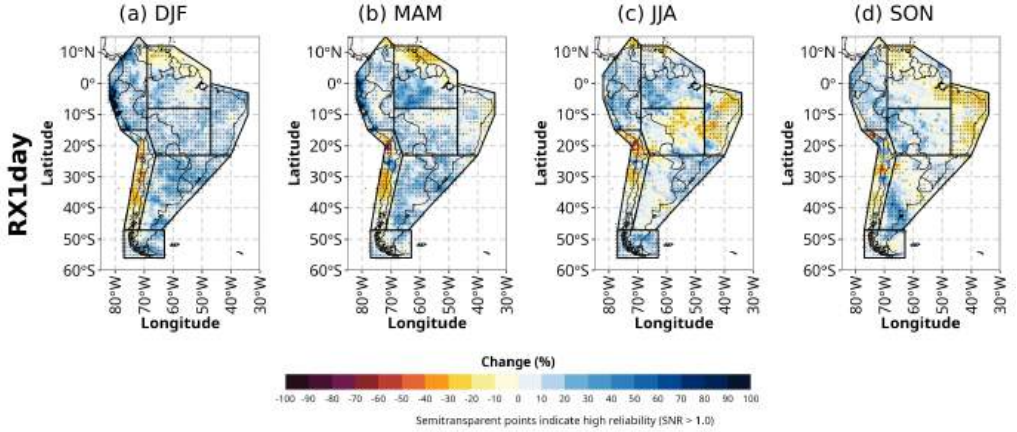
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S97 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX1day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



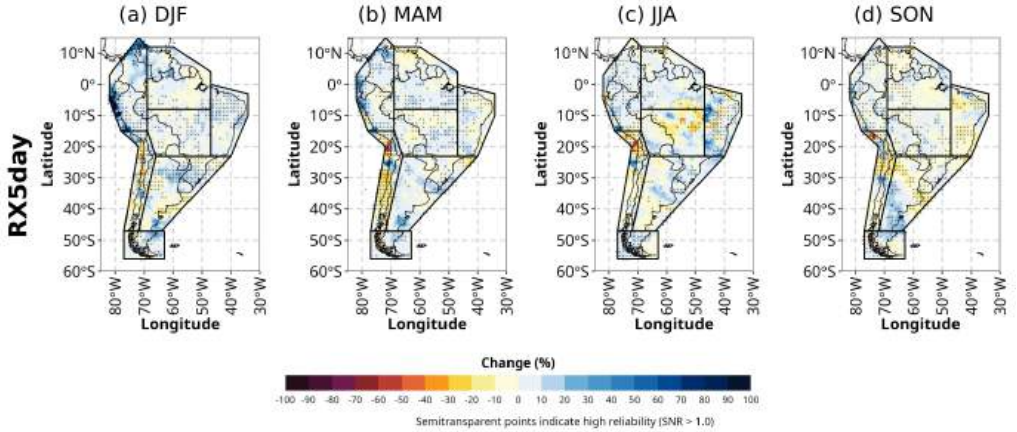
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S98 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX1day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



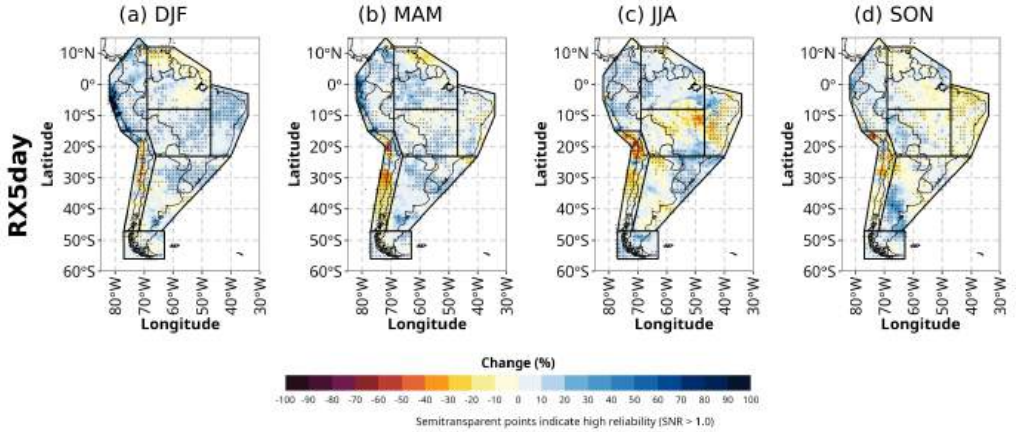
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S99 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX5day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



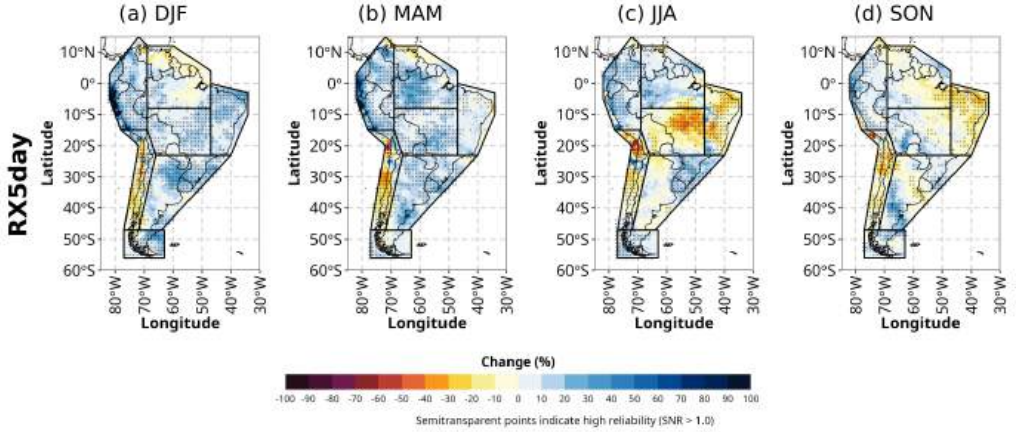
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S100 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX5day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



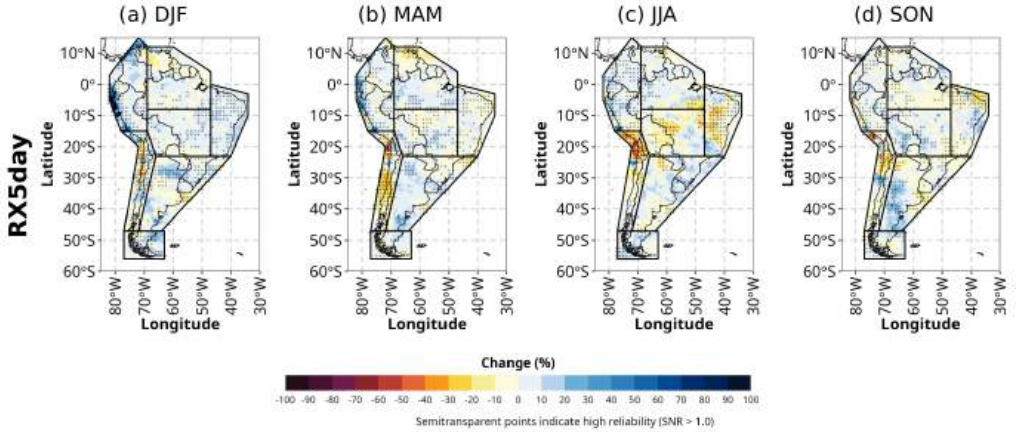
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S101 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX5day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



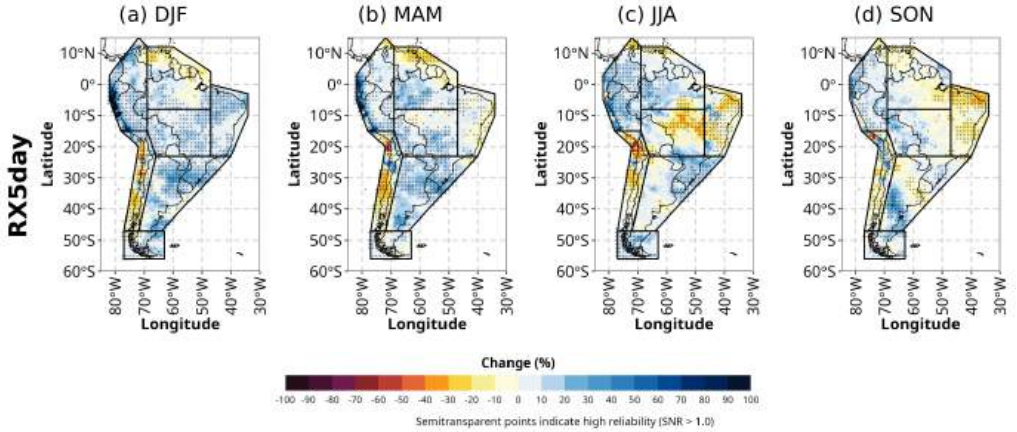
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S102 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX5day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



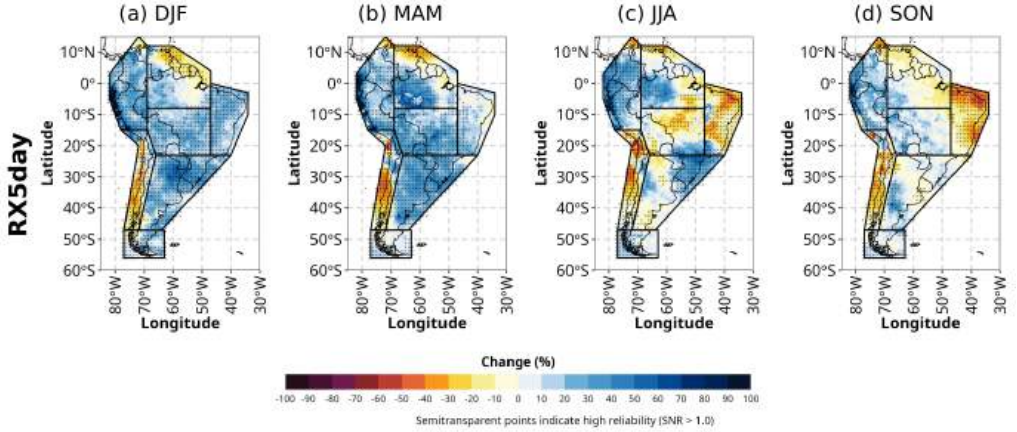
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S103 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX5day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



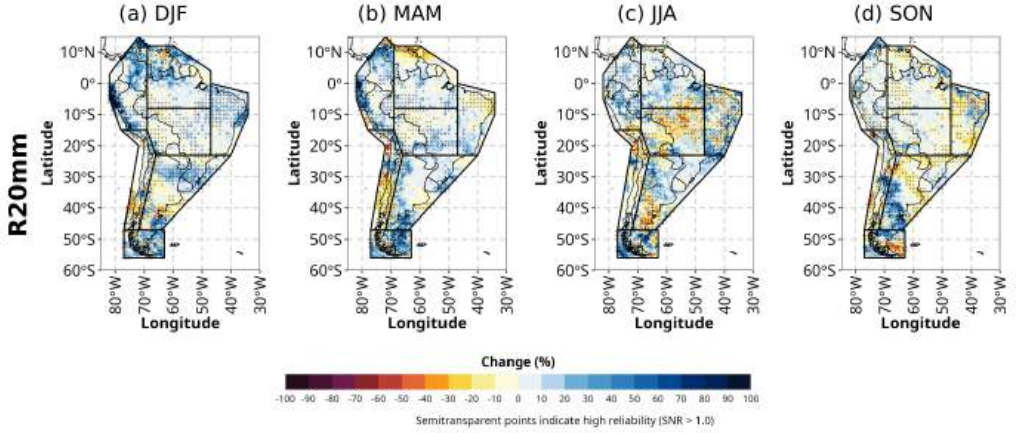
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S104 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em RX5day com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



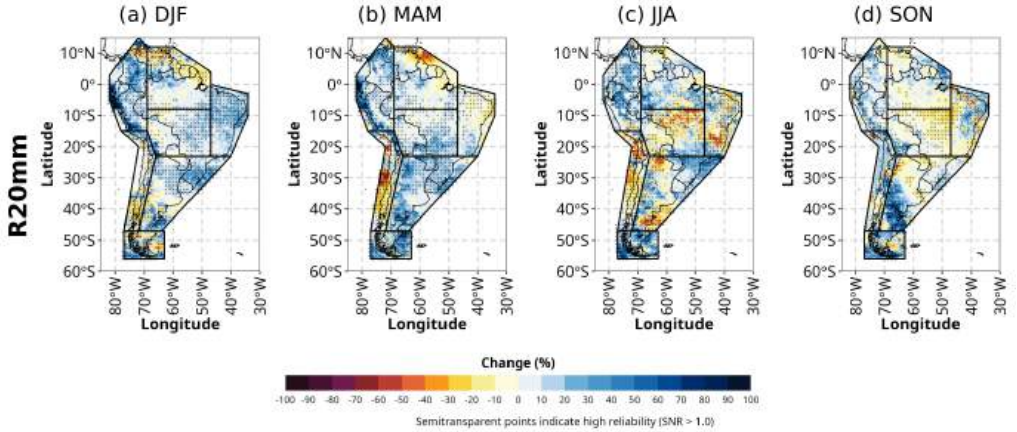
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S105 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R20mm com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



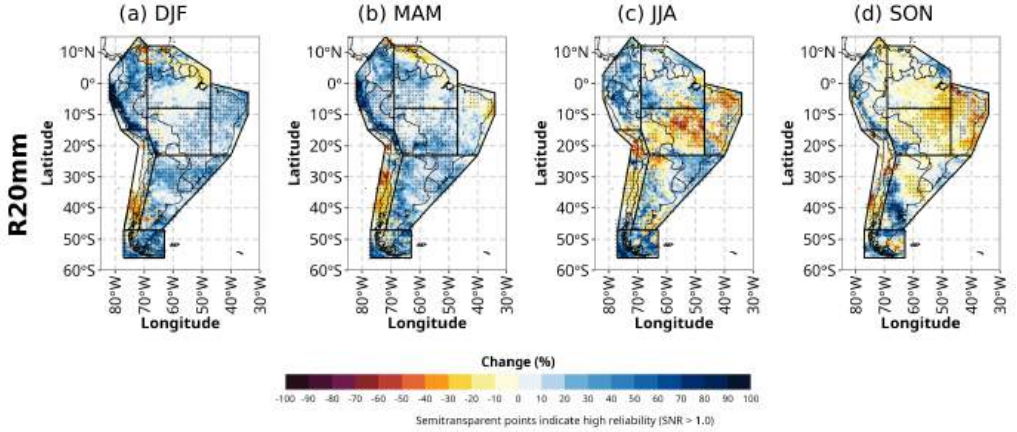
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S106 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R20mm com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



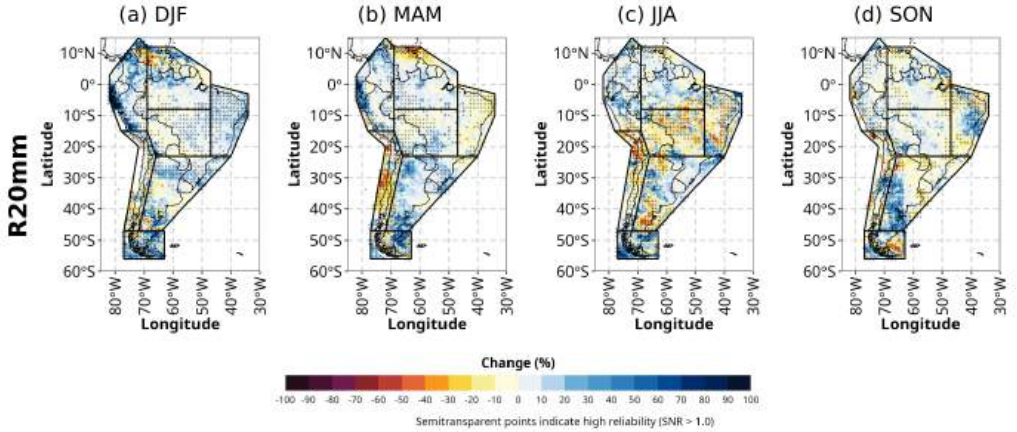
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S107 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R20mm com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



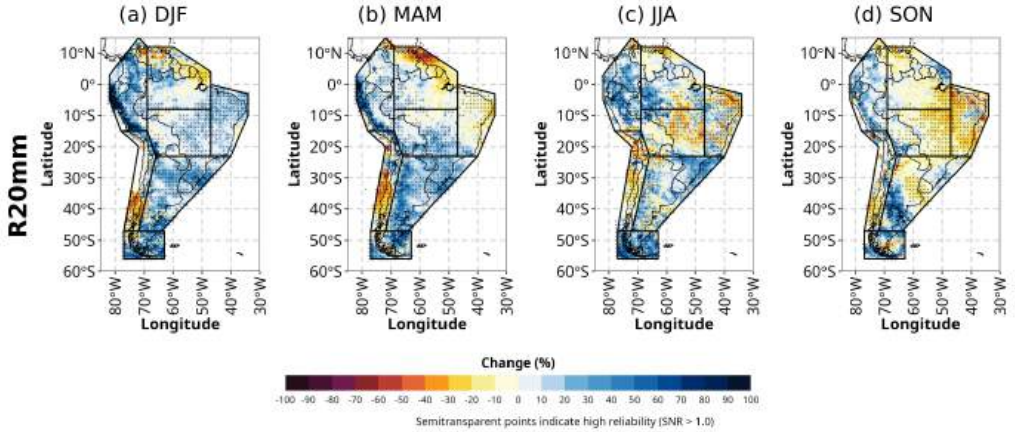
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S108 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R20mm com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



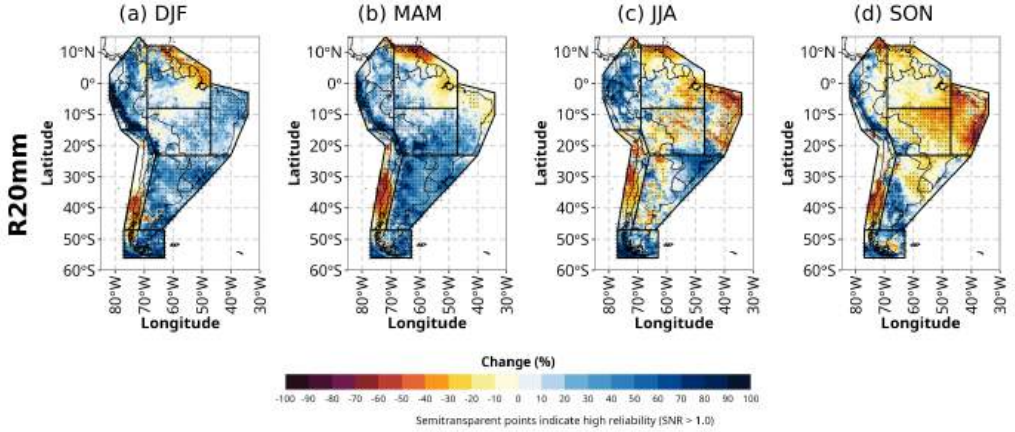
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S109 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R20mm com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



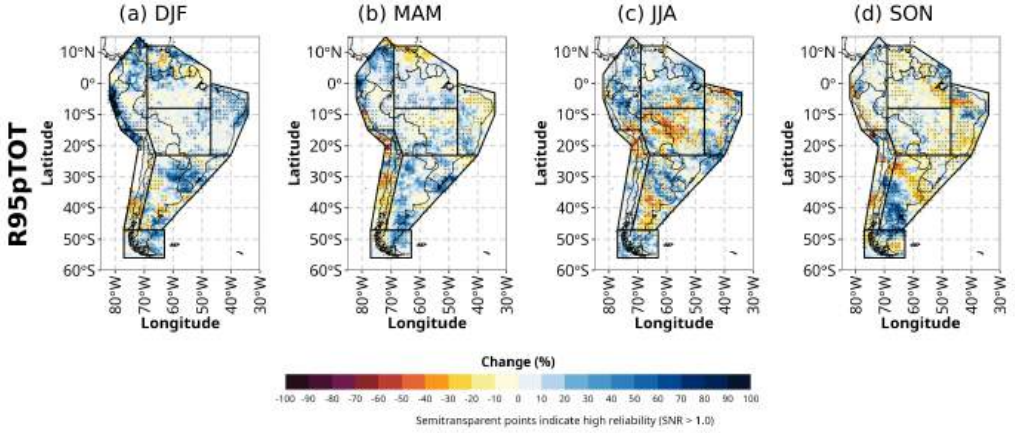
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S110 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R20mm com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



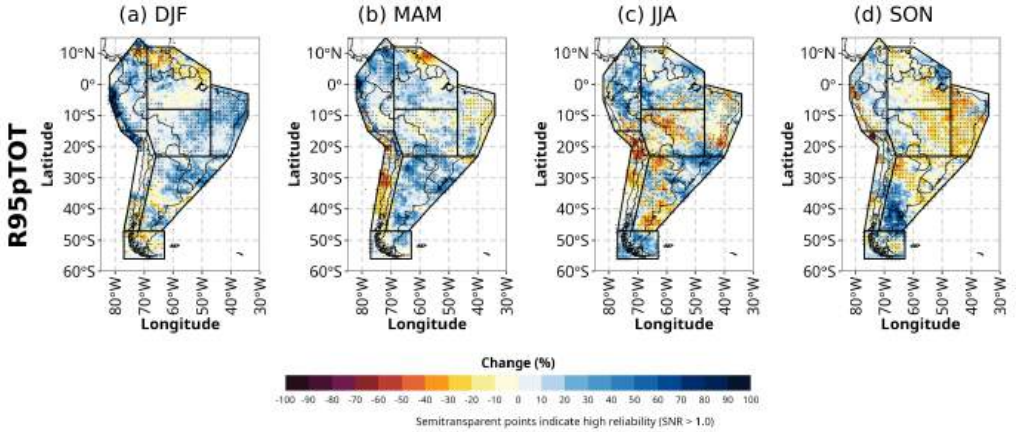
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S111 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R95pTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



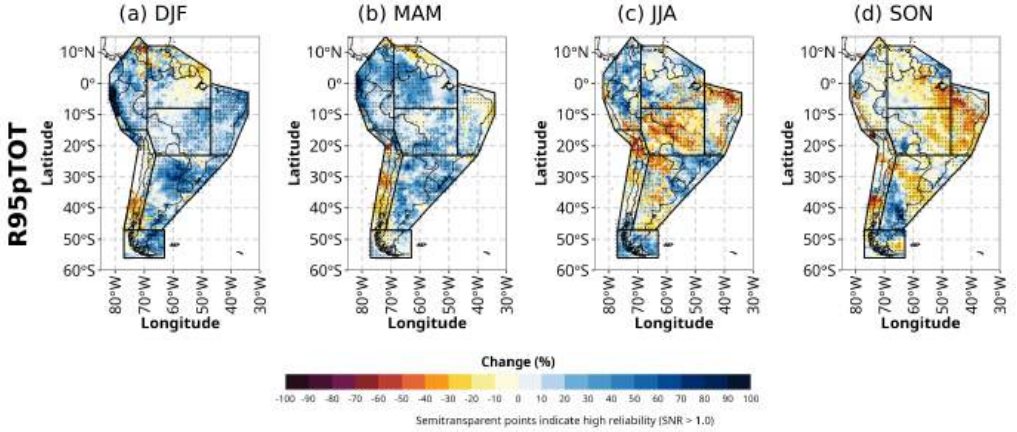
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S112 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R95pTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



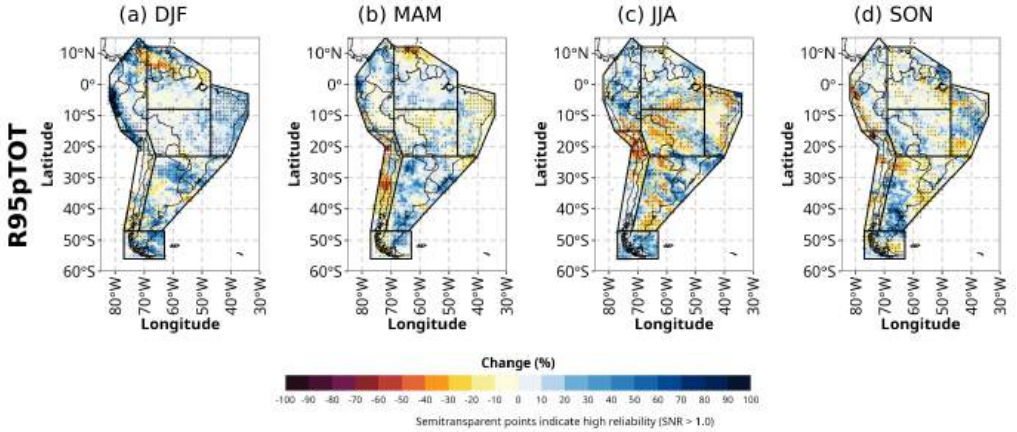
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S113 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R95pTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP2-4.5, para o período de 2081 a 2100, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



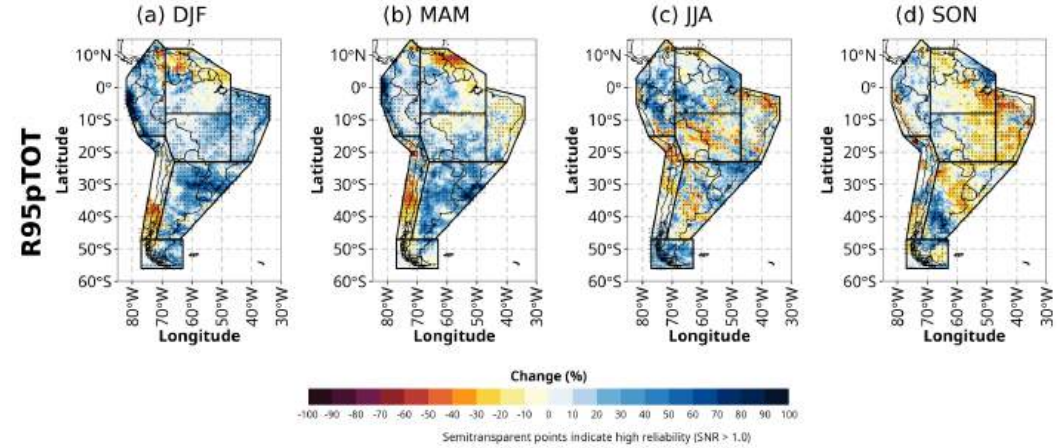
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S114 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R95pTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2016 a 2035, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



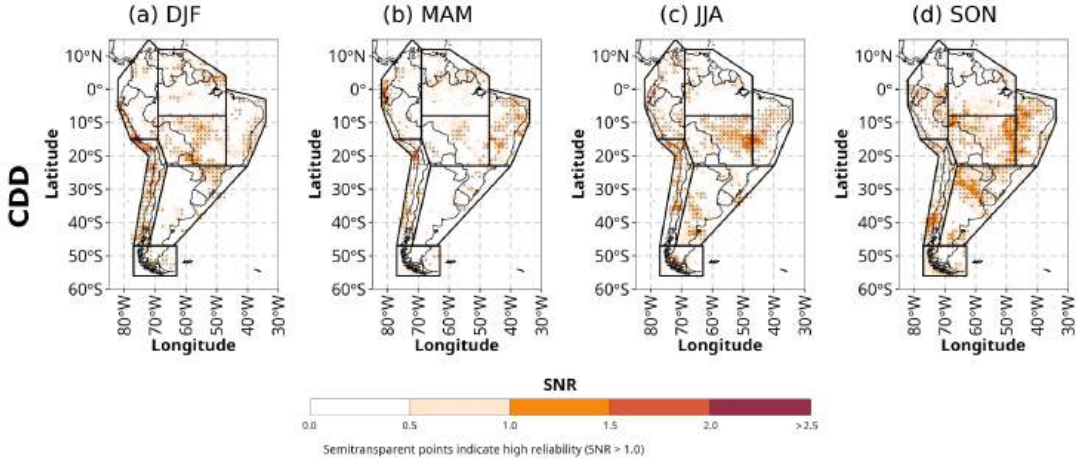
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S115 - Distribuição geográfica das projeções de alterações em R95pTOT com probabilidade maior que 50%, no cenário SSP5-8.5, para o período de 2046 a 2065, e em comparação ao período histórico de referência. Áreas pontilhadas mostram SNR > 1,0.



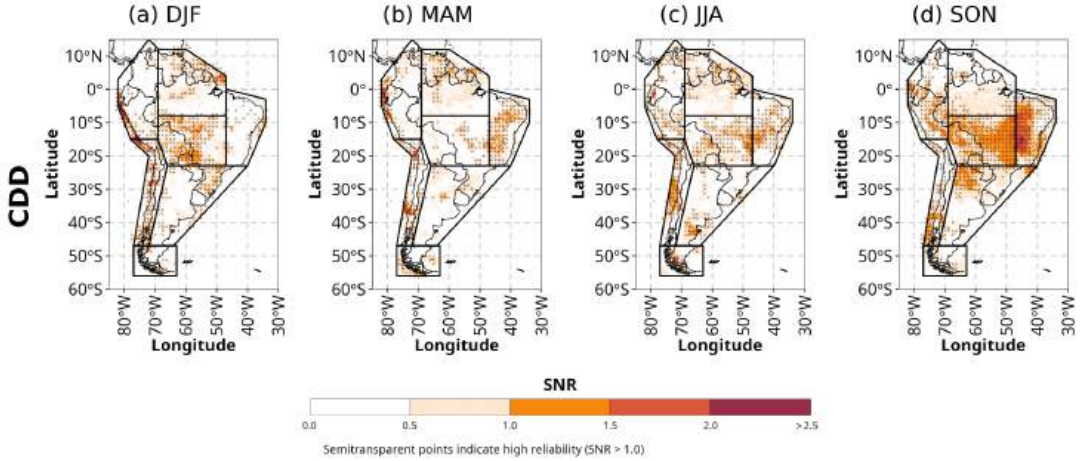
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S116 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CDD, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2016-2035.



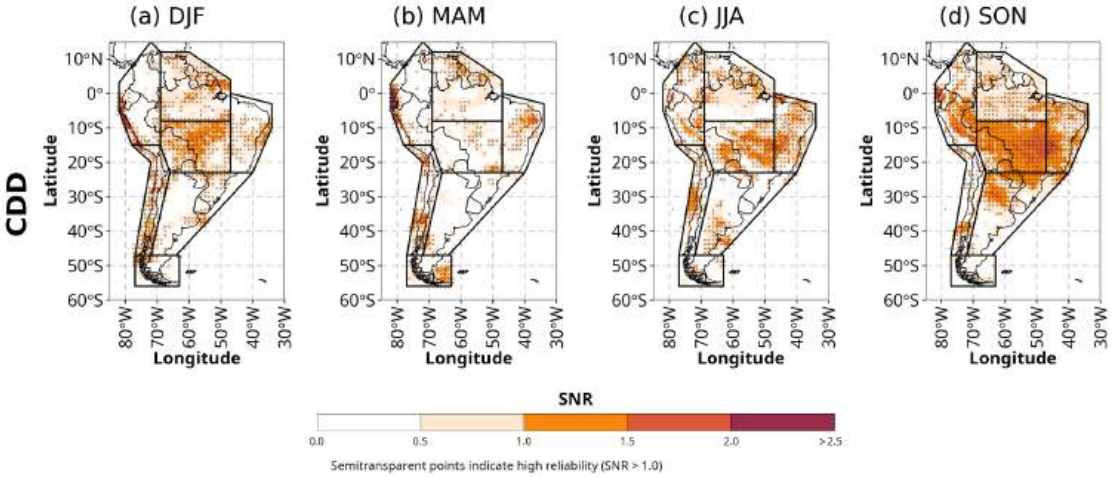
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S117 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CDD, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2046-2065.



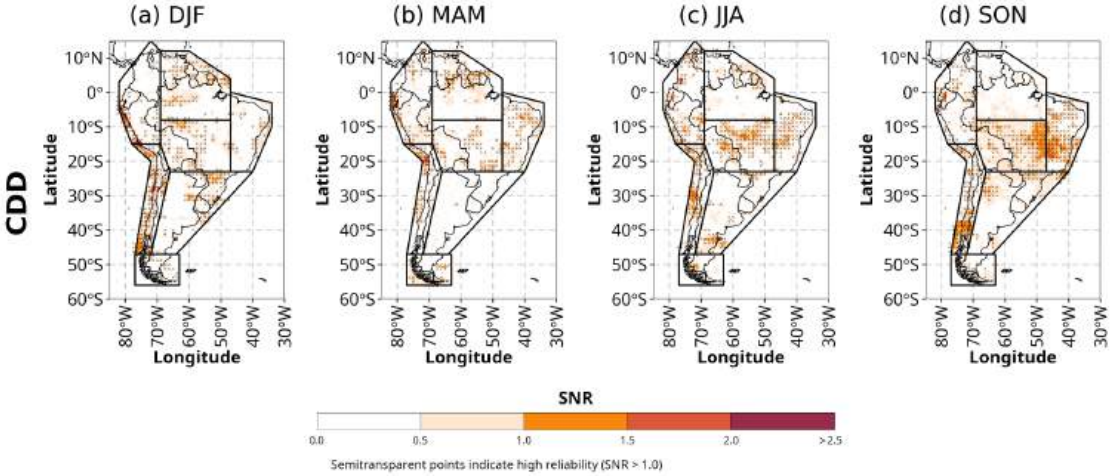
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S118 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CDD, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2081-2100.



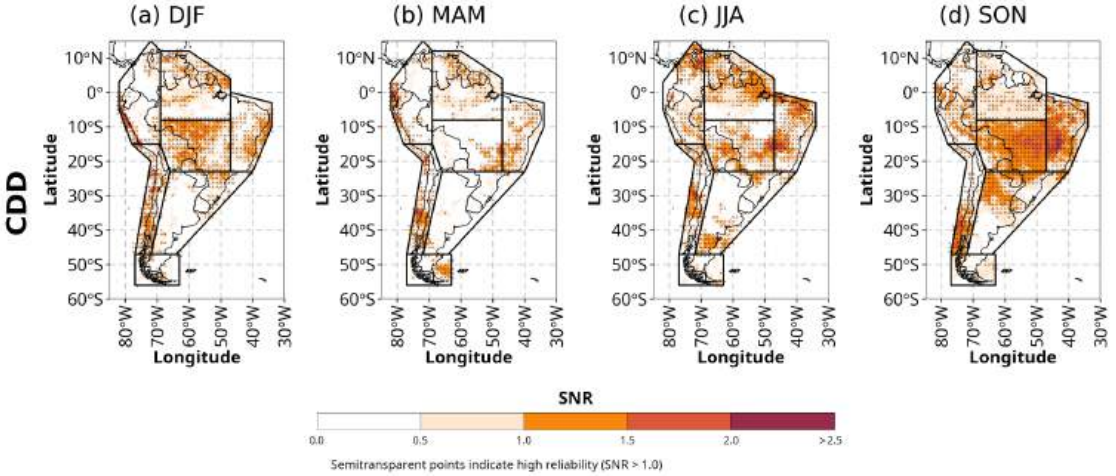
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S119 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CDD, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2016-2035.



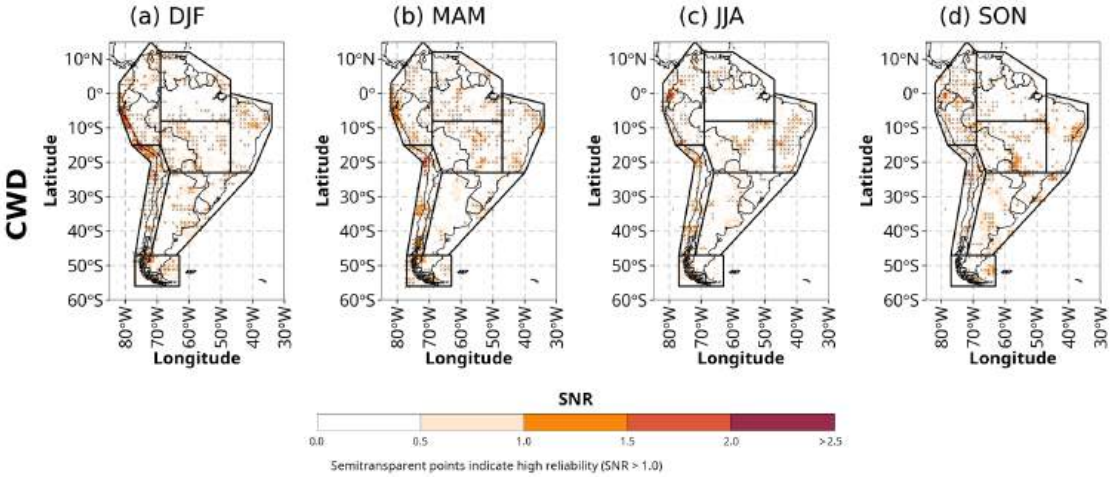
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S120 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CDD, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2046-2065.



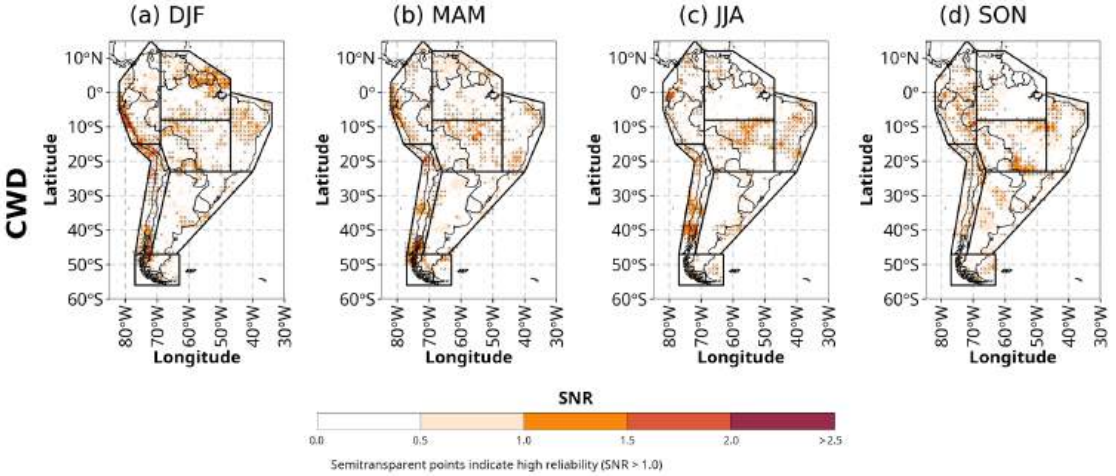
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S121 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CWD, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2016-2035.



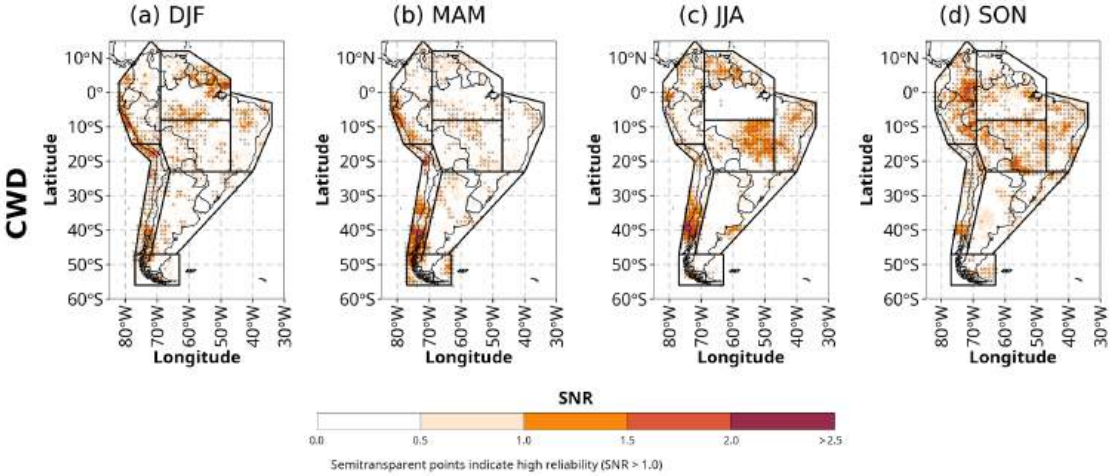
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S122 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CWD, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2046-2065.



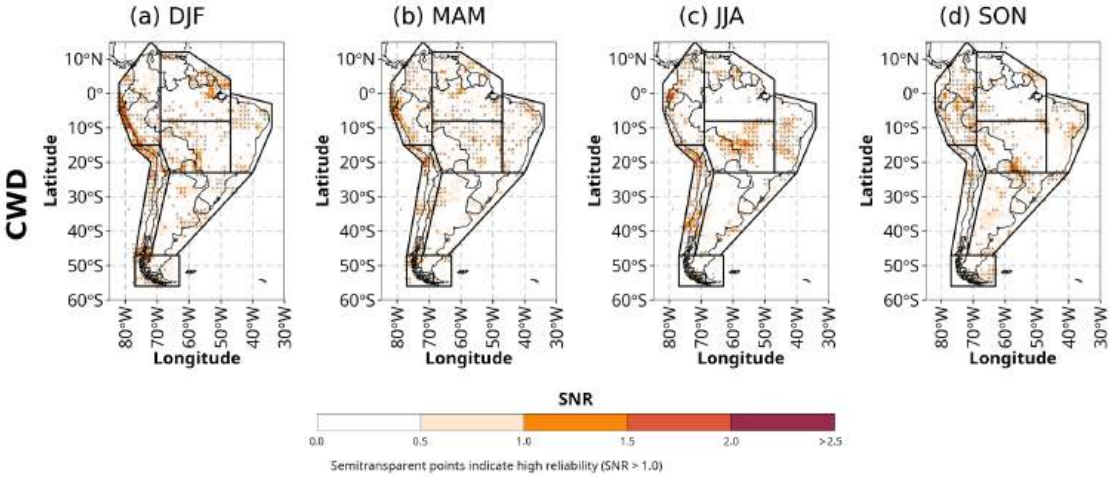
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S123 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CWD, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2081-2100.



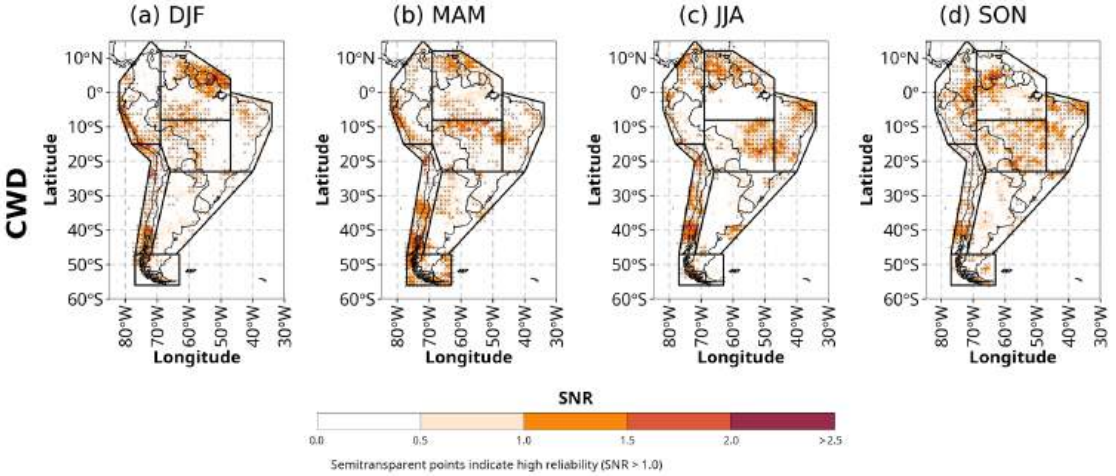
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S124 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CWD, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2016-2035.



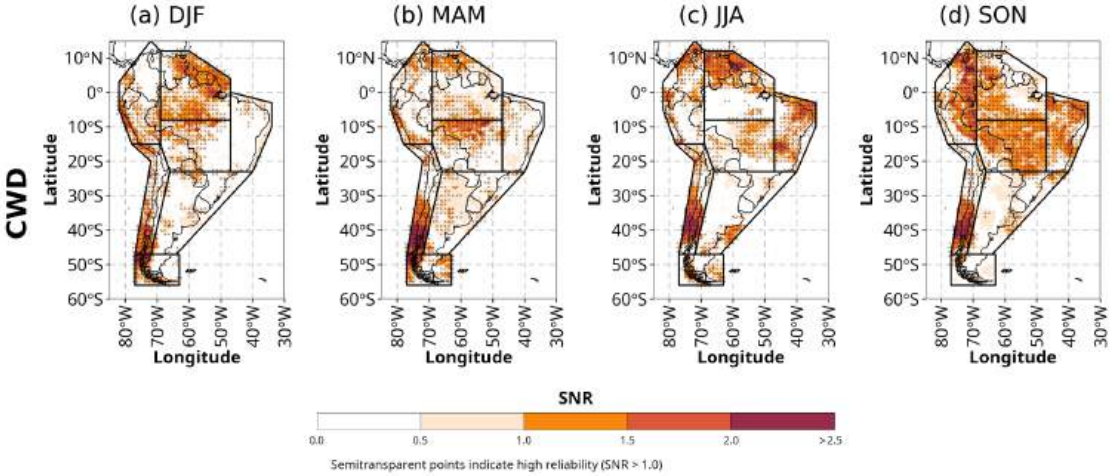
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S125 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CWD, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2046-2065.



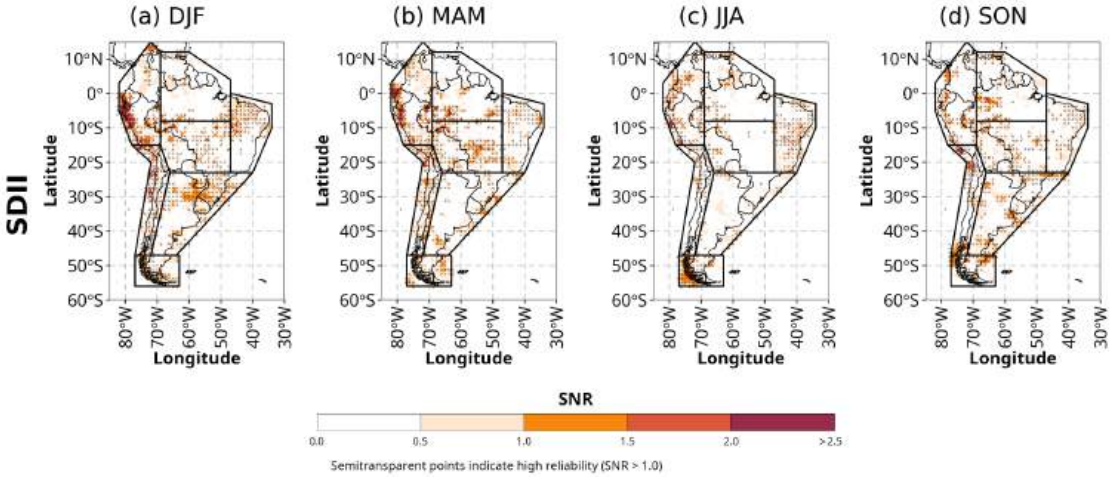
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S126 - Distribuição espacial da SNR das projeções de CWD, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2081-2100.



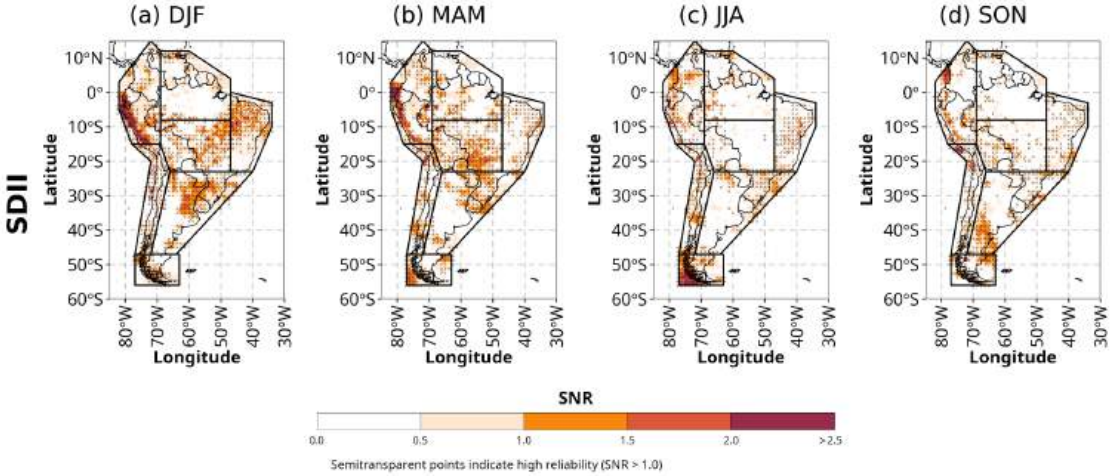
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S127 - Distribuição espacial da SNR das projeções de SDII, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2016-2035.



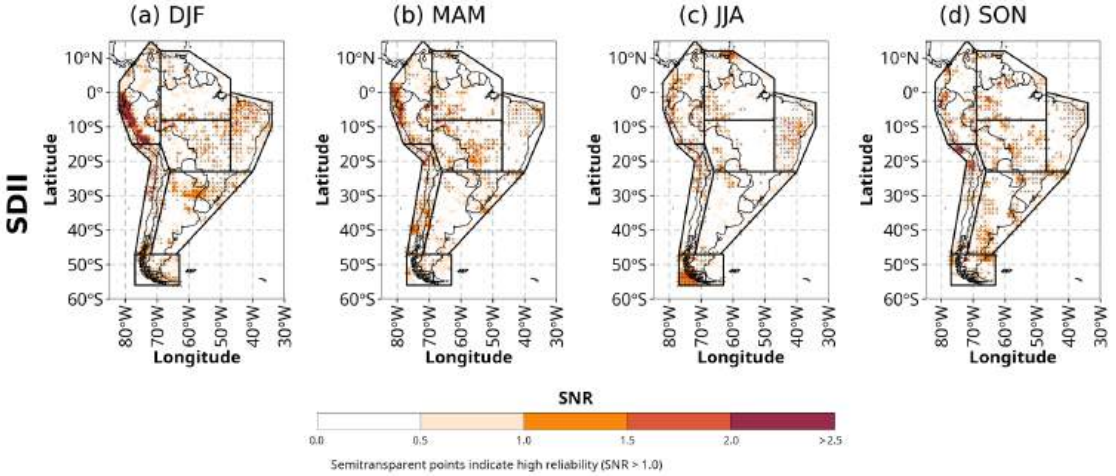
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S128 - Distribuição espacial da SNR das projeções de SDII, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2046-2065.



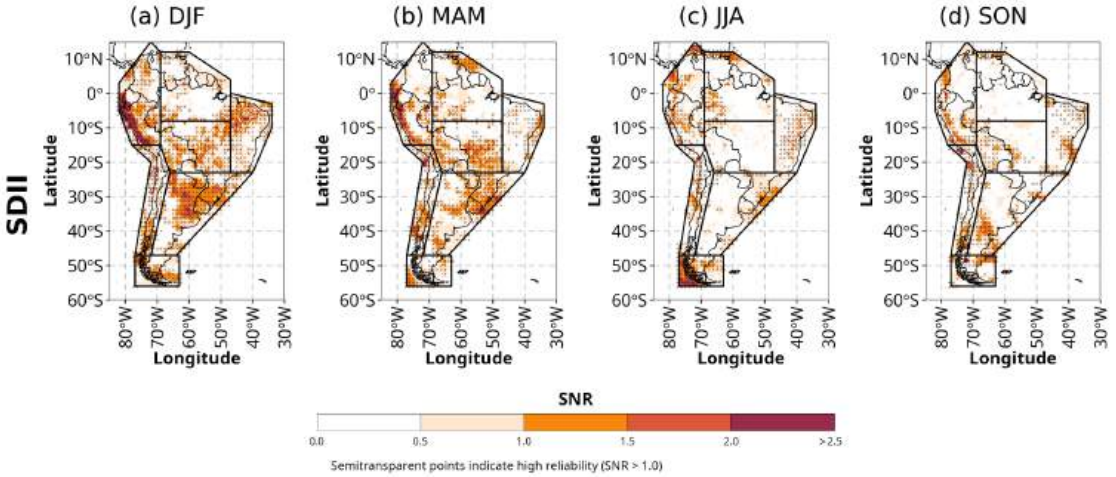
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S129 - Distribuição espacial da SNR das projeções de SDII, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2016-2035.



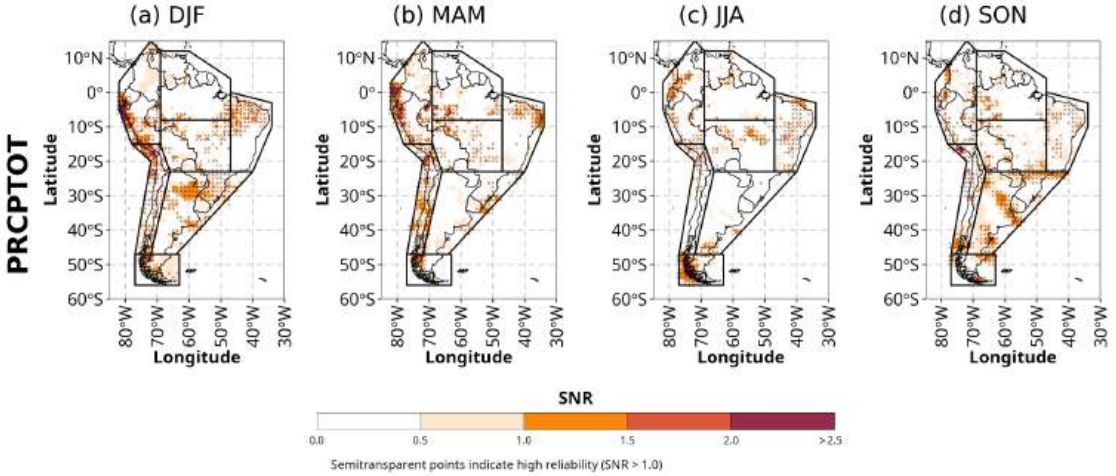
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S130 - Distribuição espacial da SNR das projeções de SDII, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2046-2065.



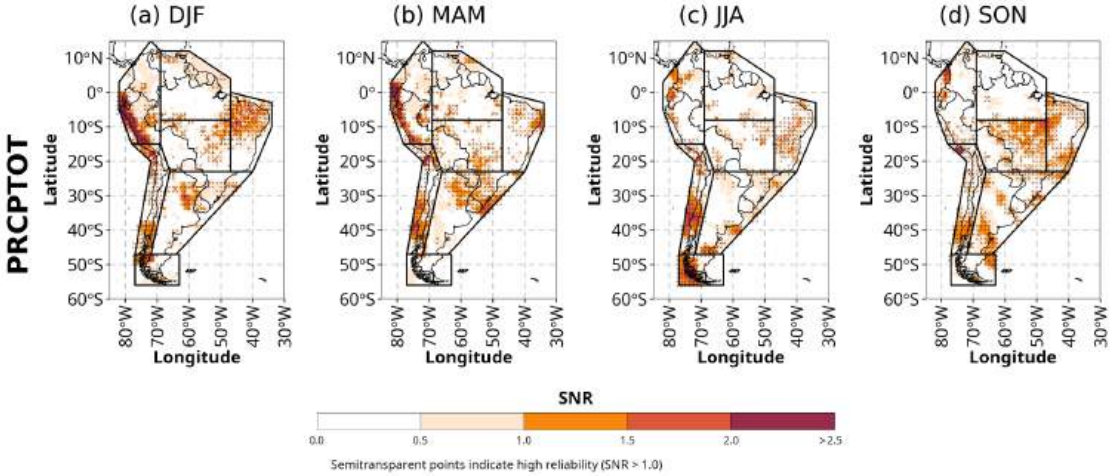
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S131 - Distribuição espacial da SNR das projeções de PRCPTOT, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2016-2035.



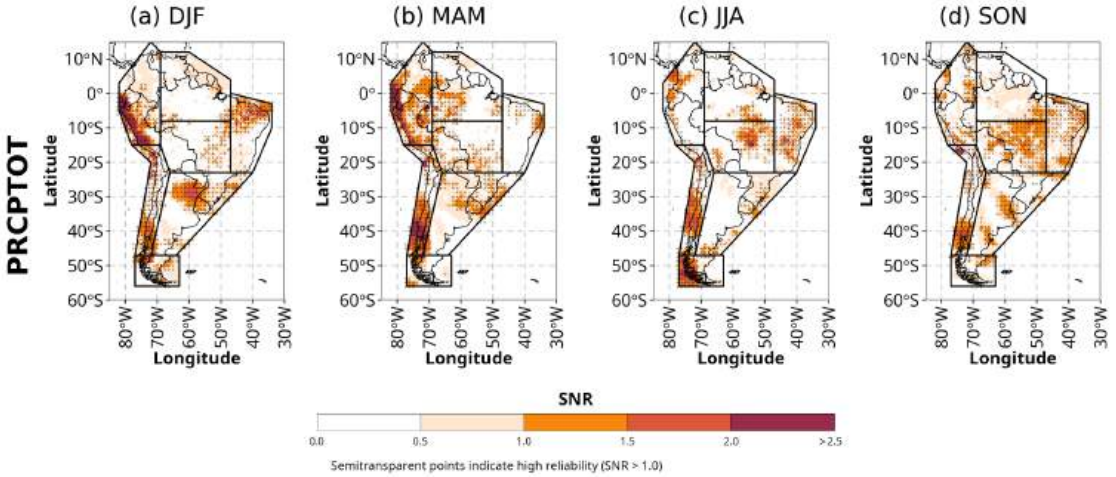
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S132 - Distribuição espacial da SNR das projeções de PRCPTOT, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2046-2065.



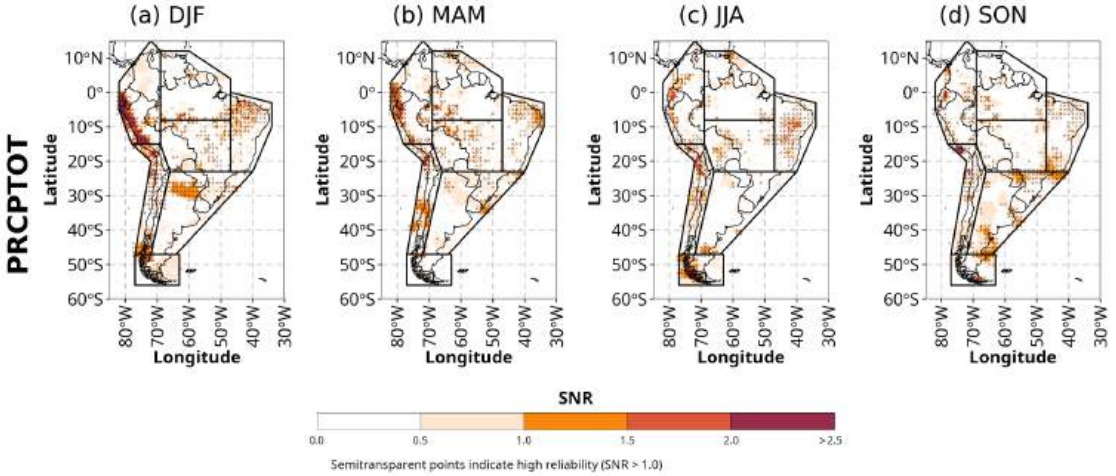
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S133 - Distribuição espacial da SNR das projeções de PRCPTOT, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2081-2100.



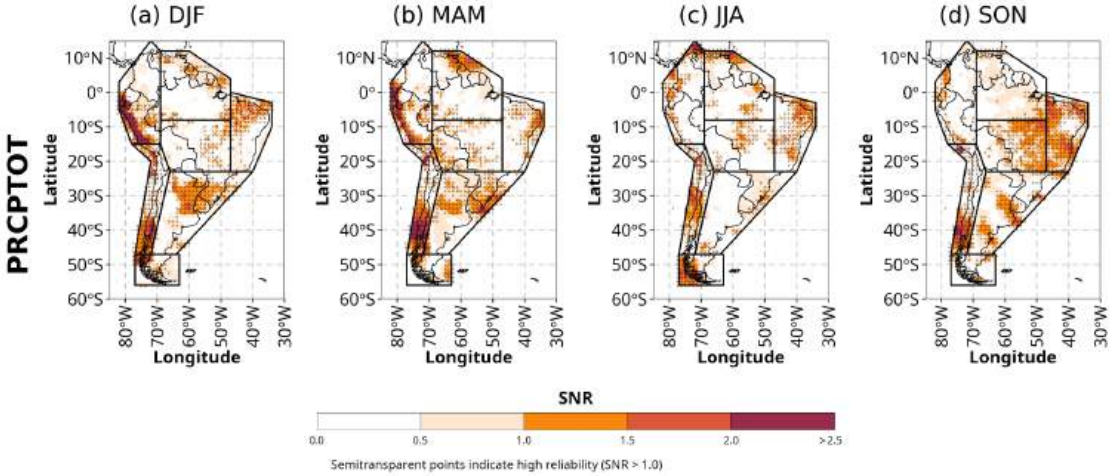
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S134 - Distribuição espacial da SNR das projeções de PRCPTOT, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2016-2035.



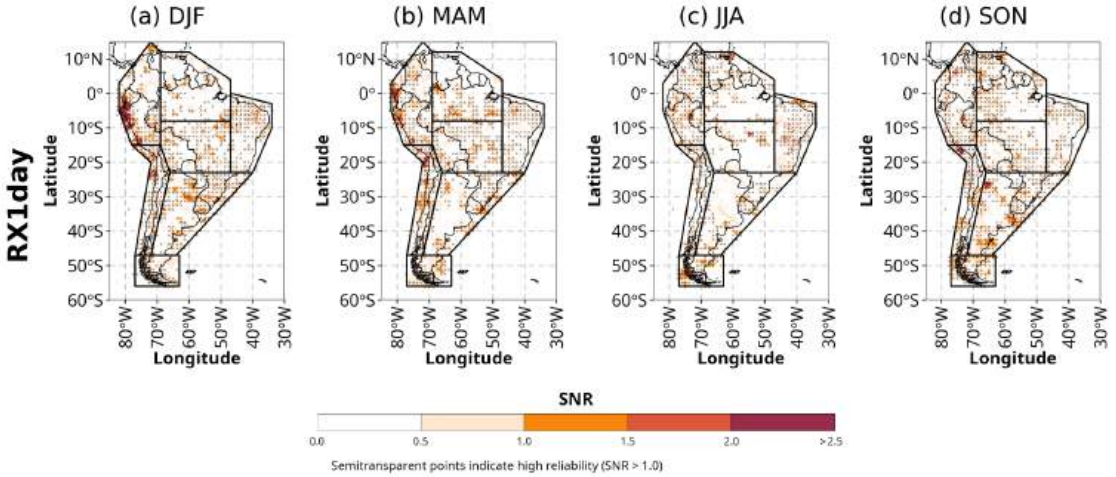
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S135 - Distribuição espacial da SNR das projeções de PRCPTOT, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2046-2065.



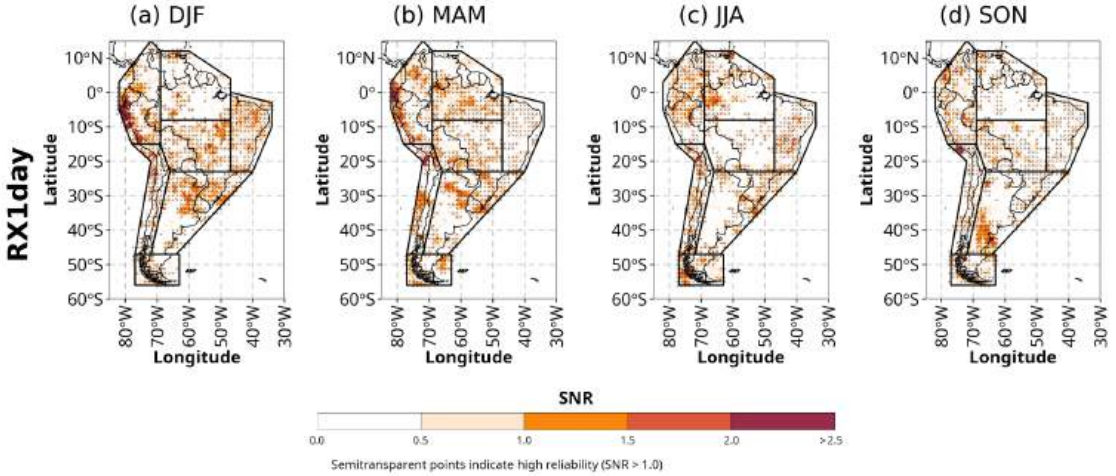
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S136 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX1day, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2016-2035.



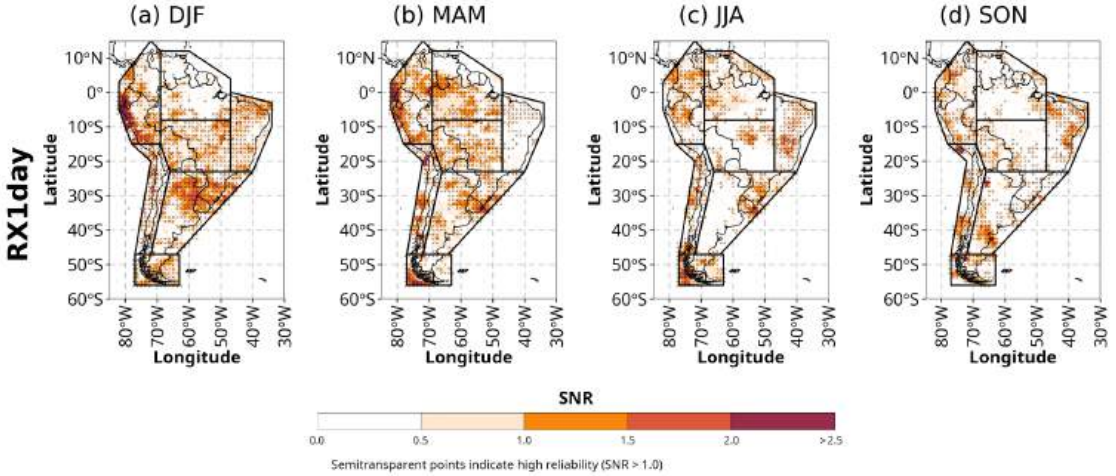
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S137 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX1day, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2046-2065.



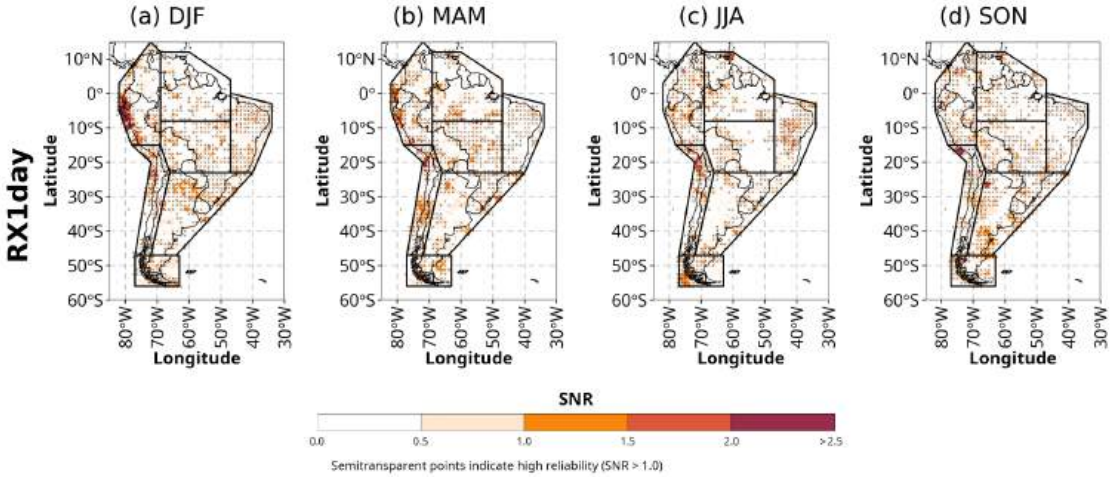
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S138 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX1day, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2081-2100.



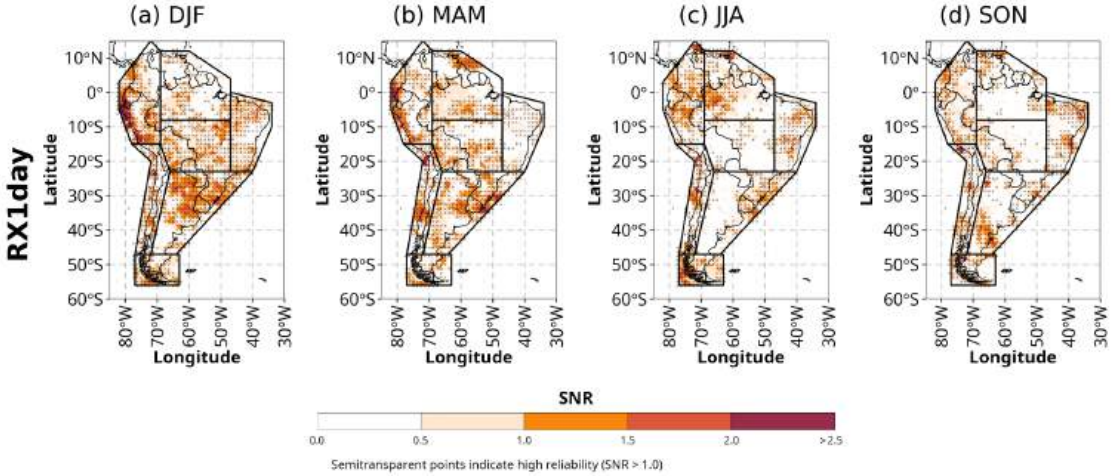
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S139 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX1day, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2016-2035.



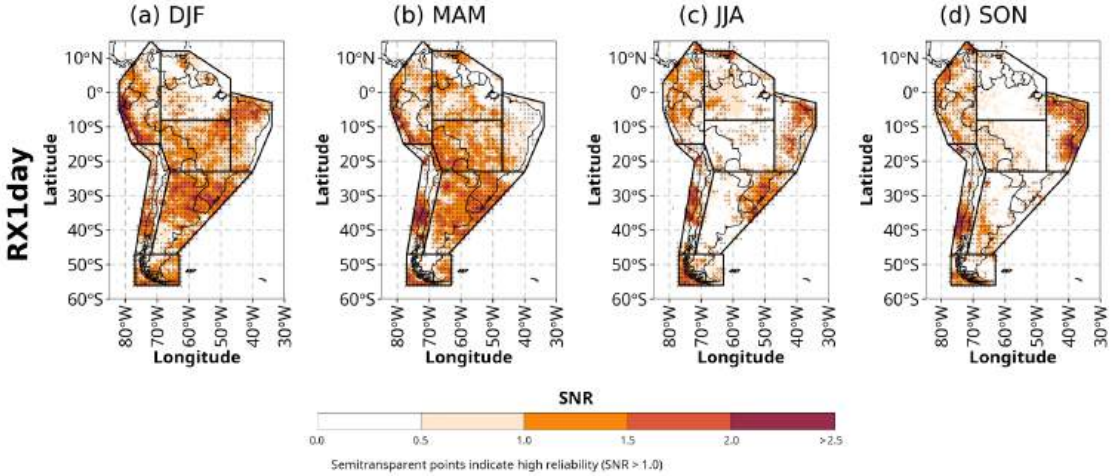
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S140 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX1day, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2046-2065.



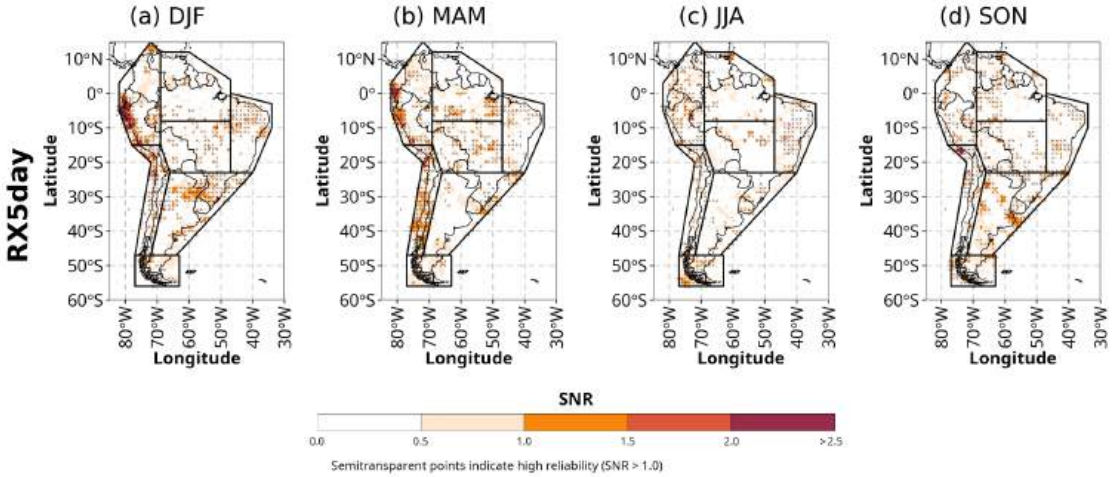
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S141 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX1day, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2081-2100.



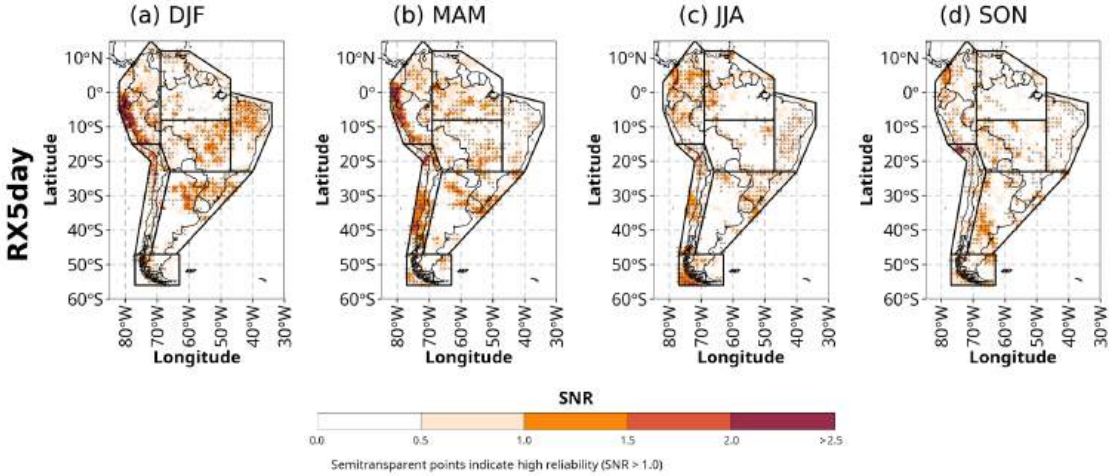
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S142 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX5day, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2016-2035.



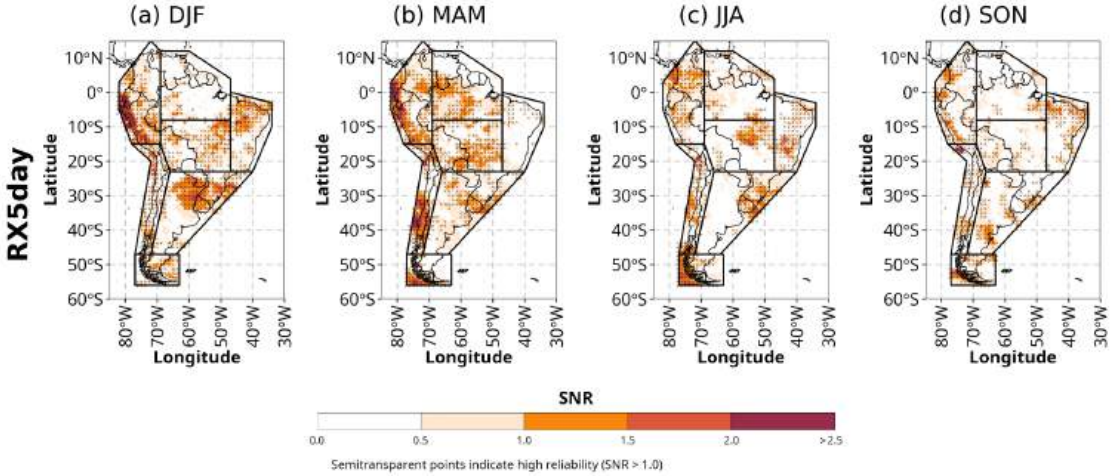
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S143 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX5day, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2046-2065.



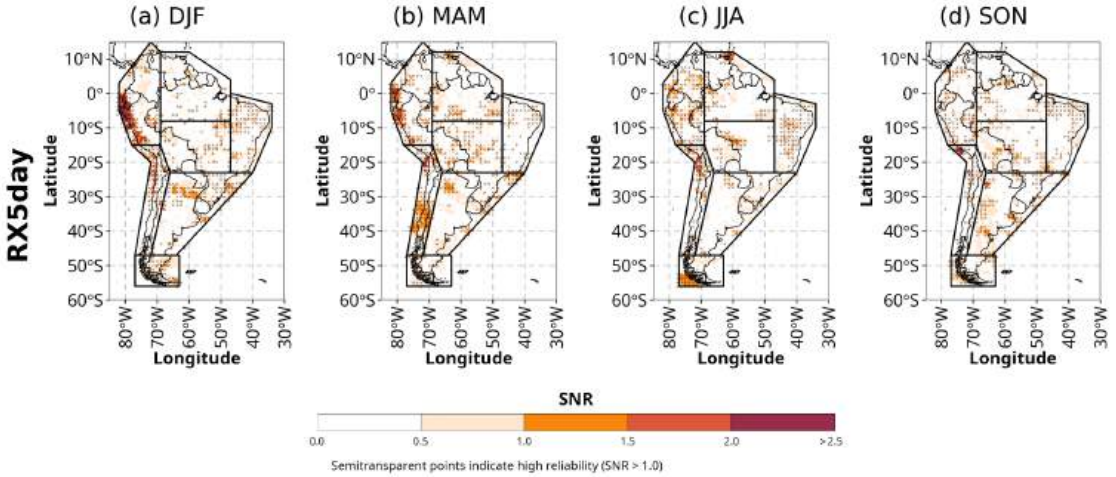
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S144 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX5day, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2081-2100.



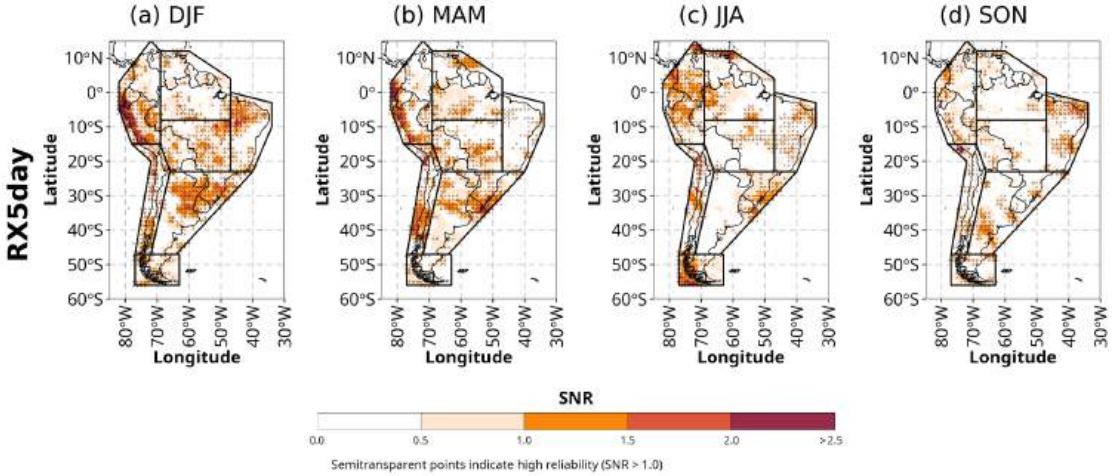
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S145 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX5day, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2016-2035.



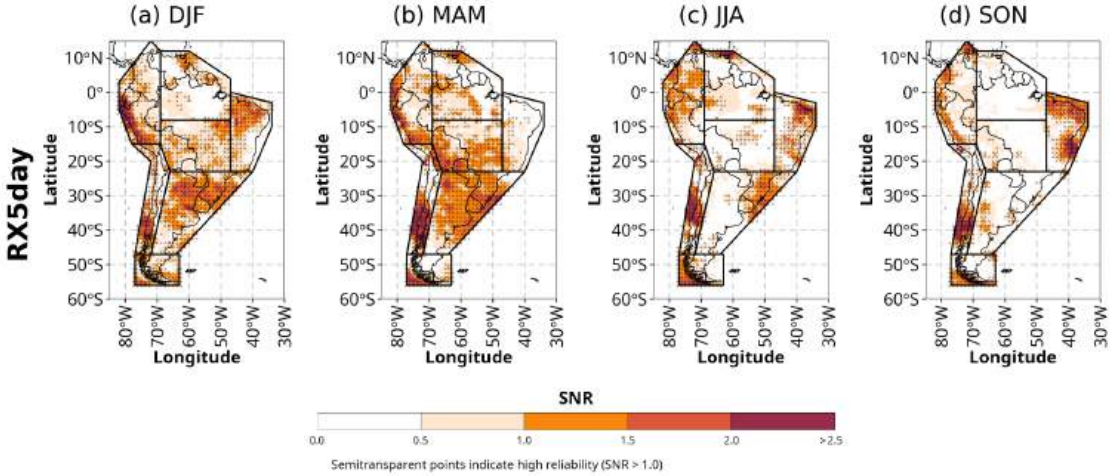
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S146 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX5day, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2046-2065.



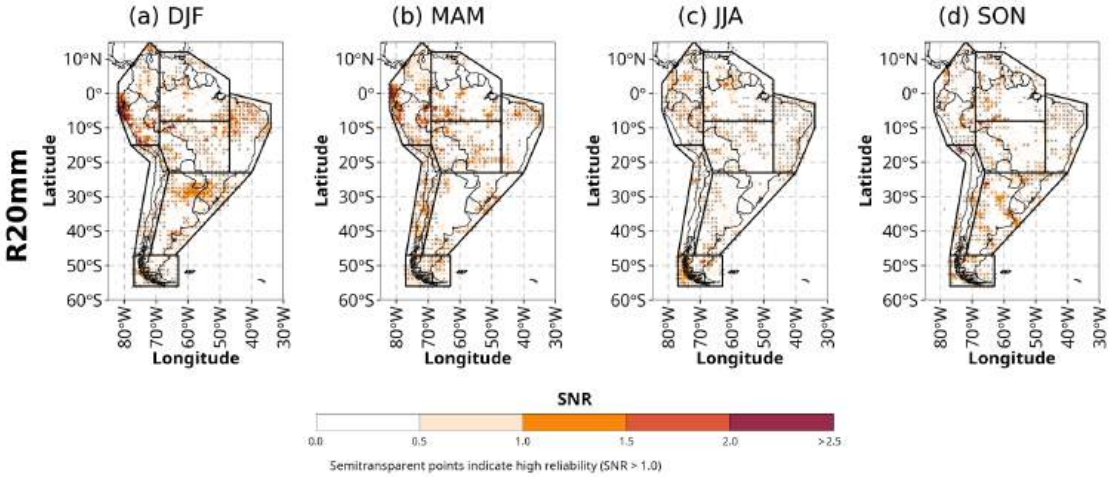
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S147 - Distribuição espacial da SNR das projeções de RX5day, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2081-2100.



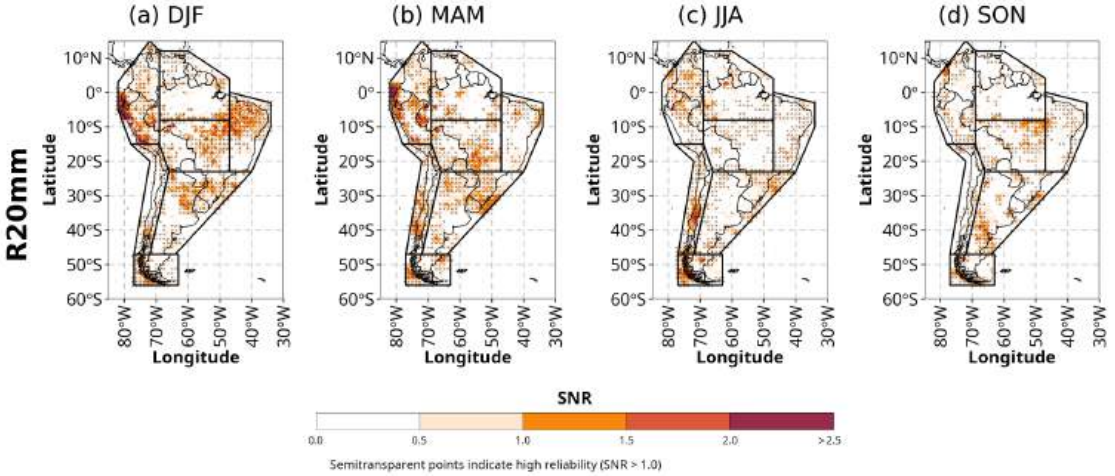
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S148 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R20mm, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2016-2035.



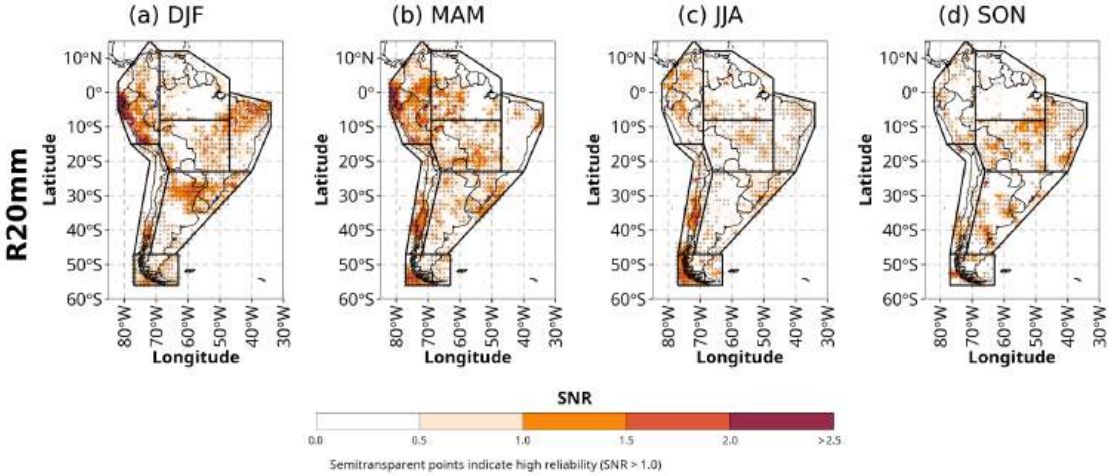
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S149 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R20mm, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2046-2065.



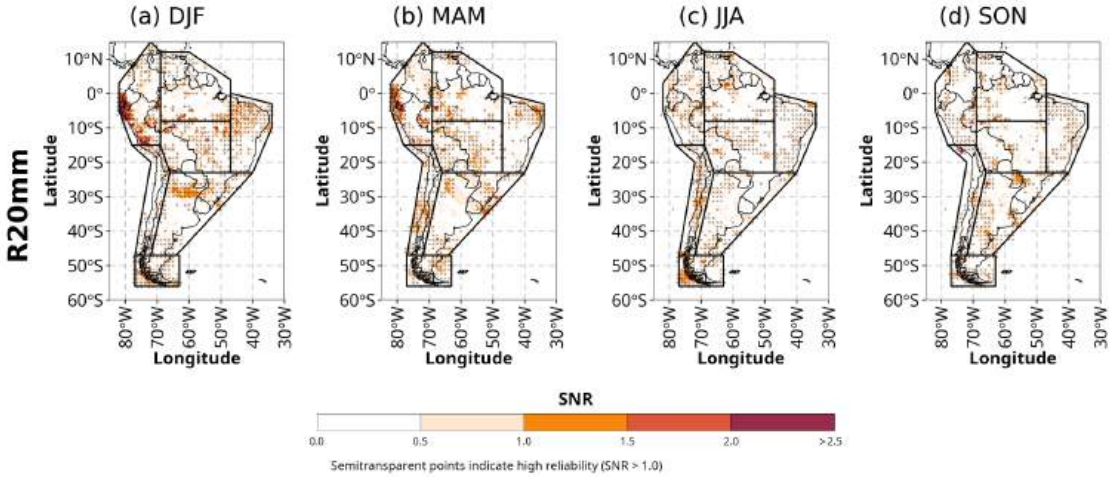
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S150 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R20mm, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2081-2100.



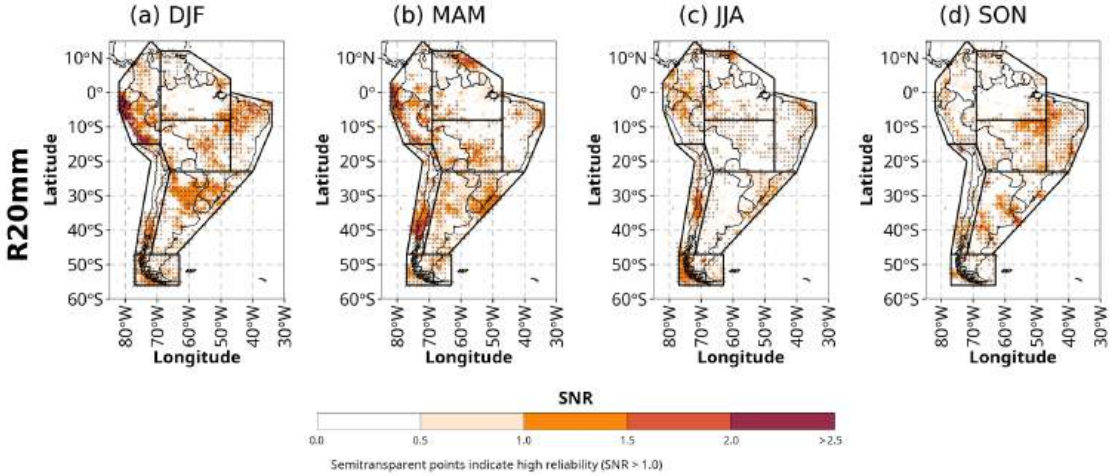
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S151 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R20mm, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2016-2035.



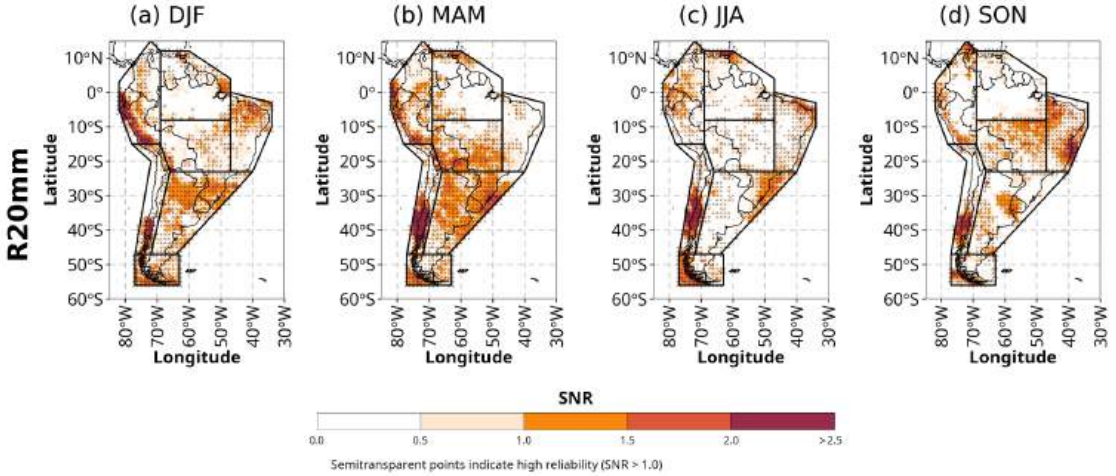
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S152 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R20mm, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2046-2065.



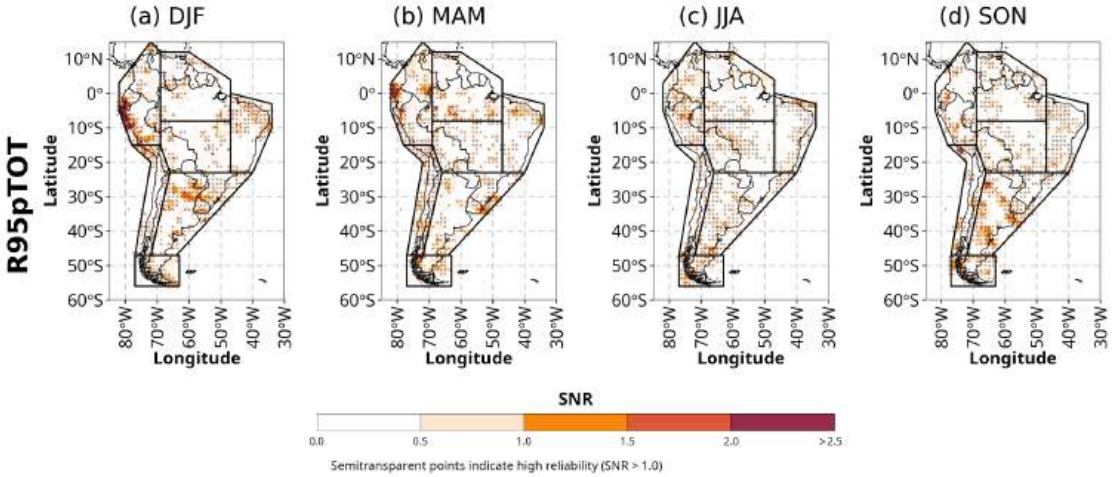
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S153 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R20mm, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2081-2100.



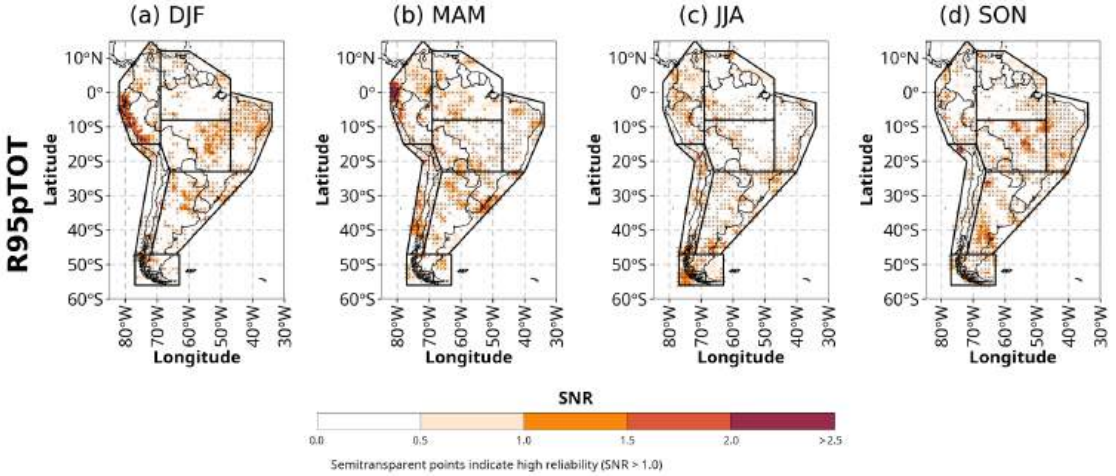
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S154 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R95pTOT, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2016-2035.



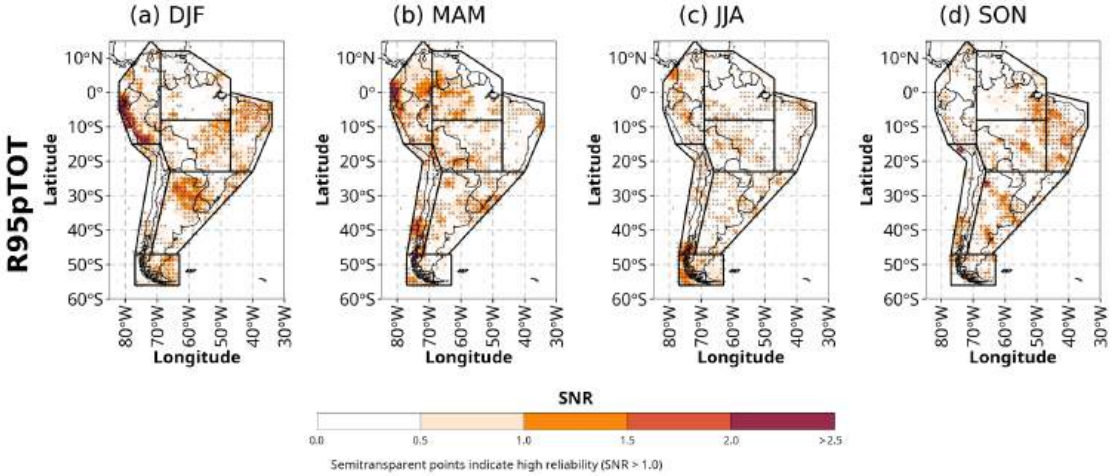
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S155 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R95pTOT, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2046-2065.



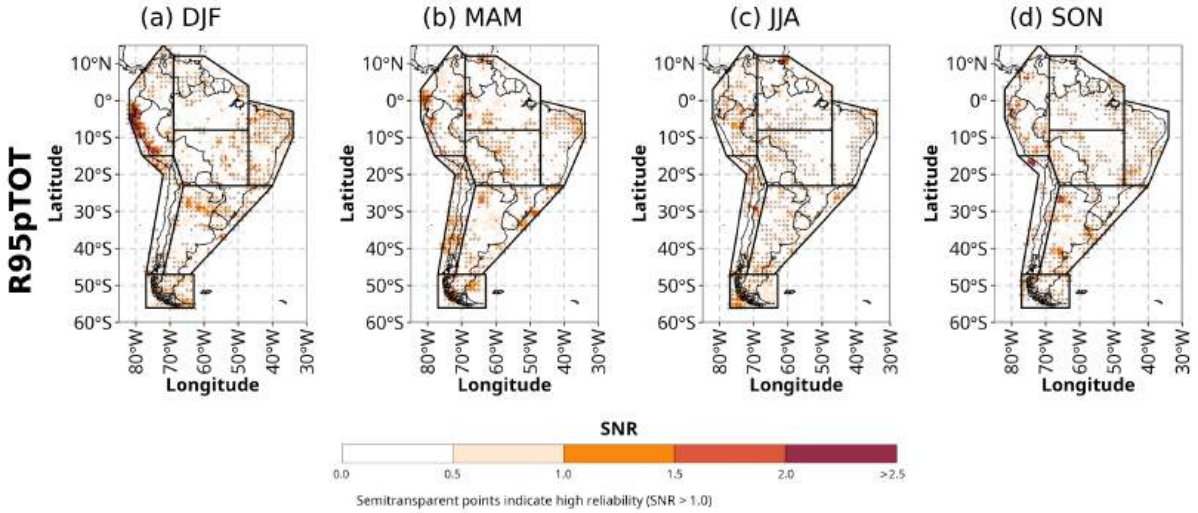
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S156 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R95pTOT, no cenário SSP2-4.5 e no período de 2081-2100.



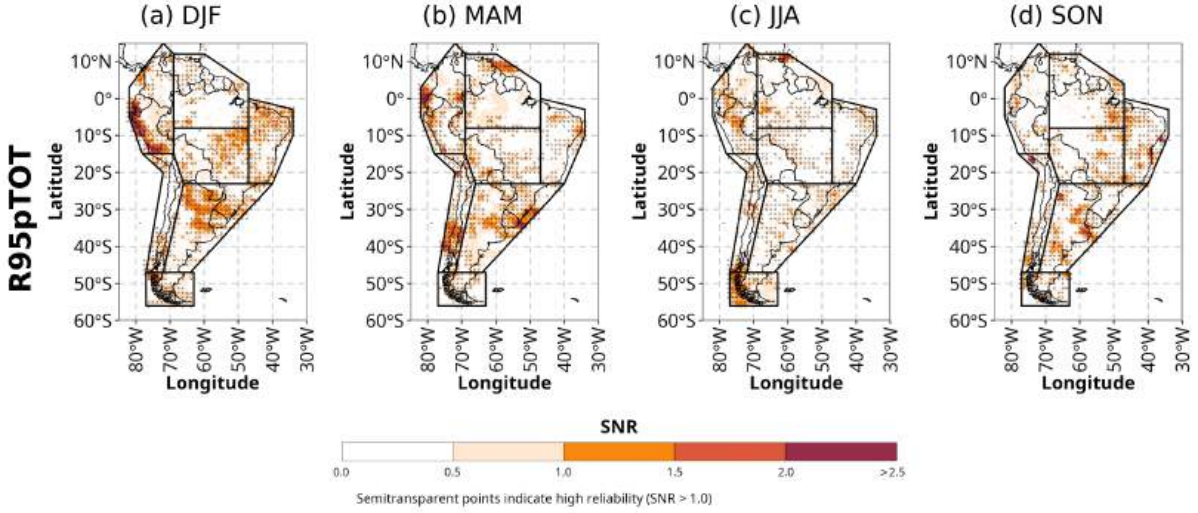
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S157 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R95pTOT, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2016-2035.



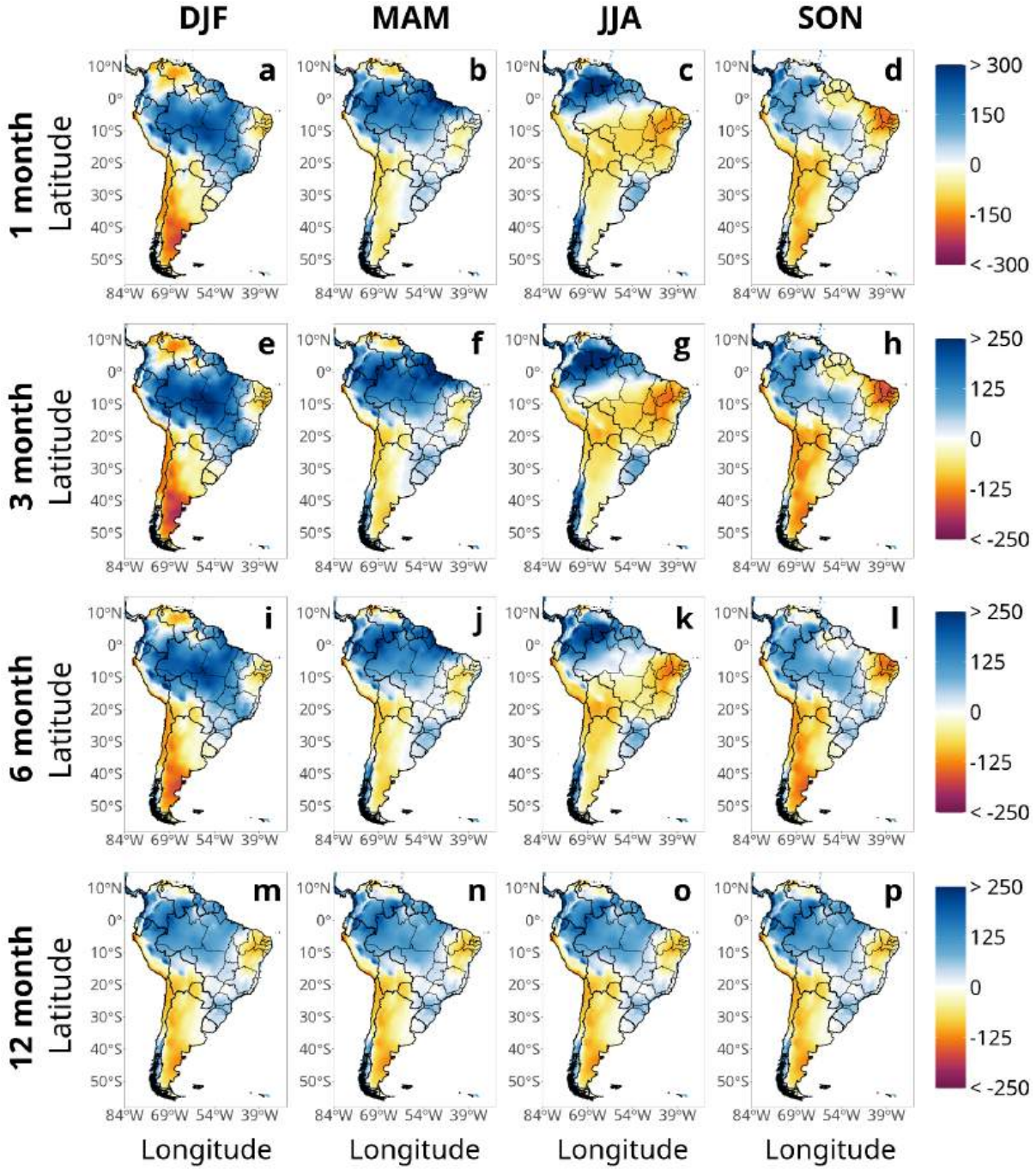
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S158 - Distribuição espacial da SNR das projeções de R95pTOT, no cenário SSP5-8.5 e no período de 2046-2065.



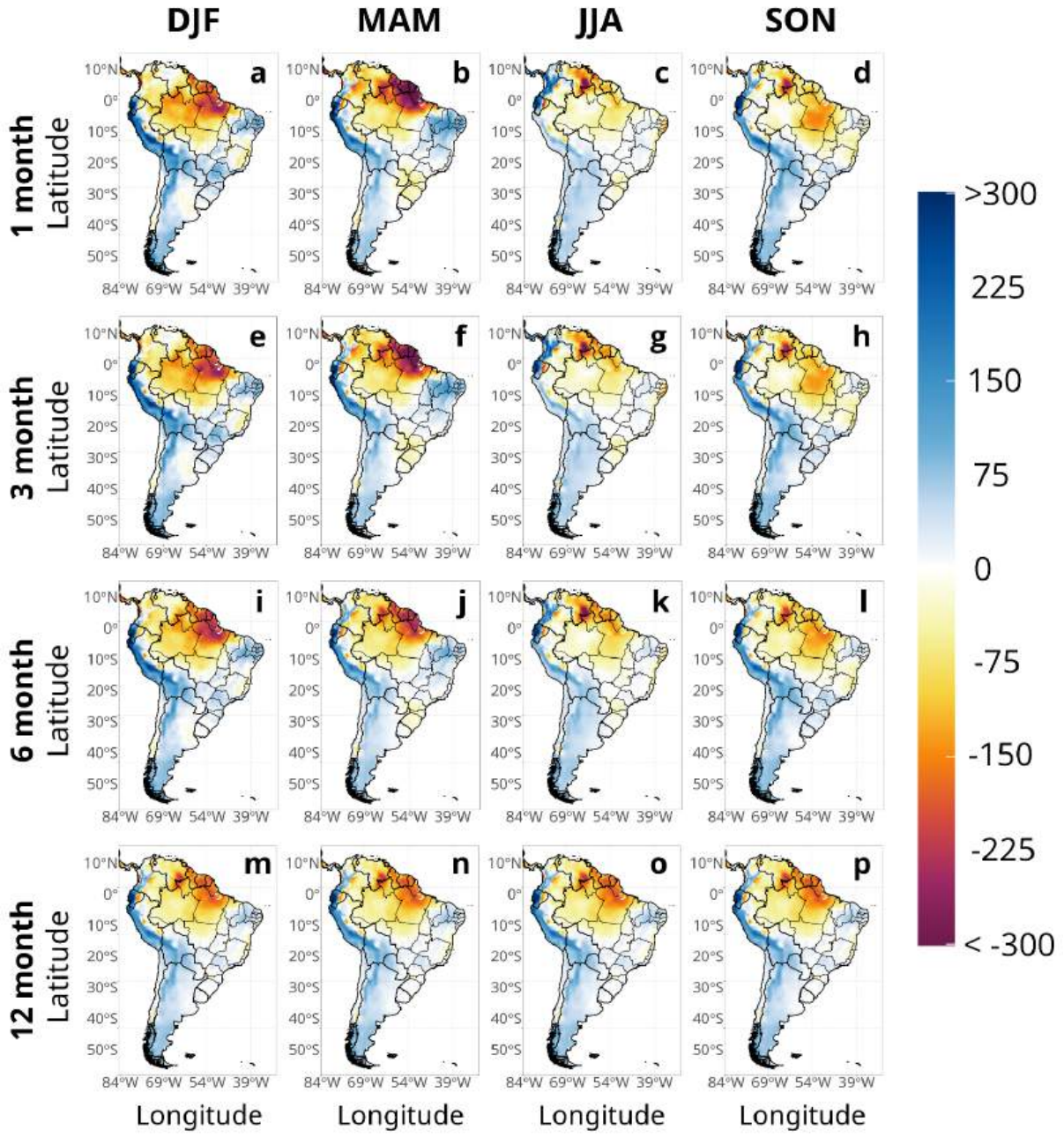
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S159 - Média sazonal da DHC (mm), com agregação temporal de 1 (a-d), 3 (e-h), 6 (i-l) e 12 meses (m-p), para o conjunto de dados históricos CRU.



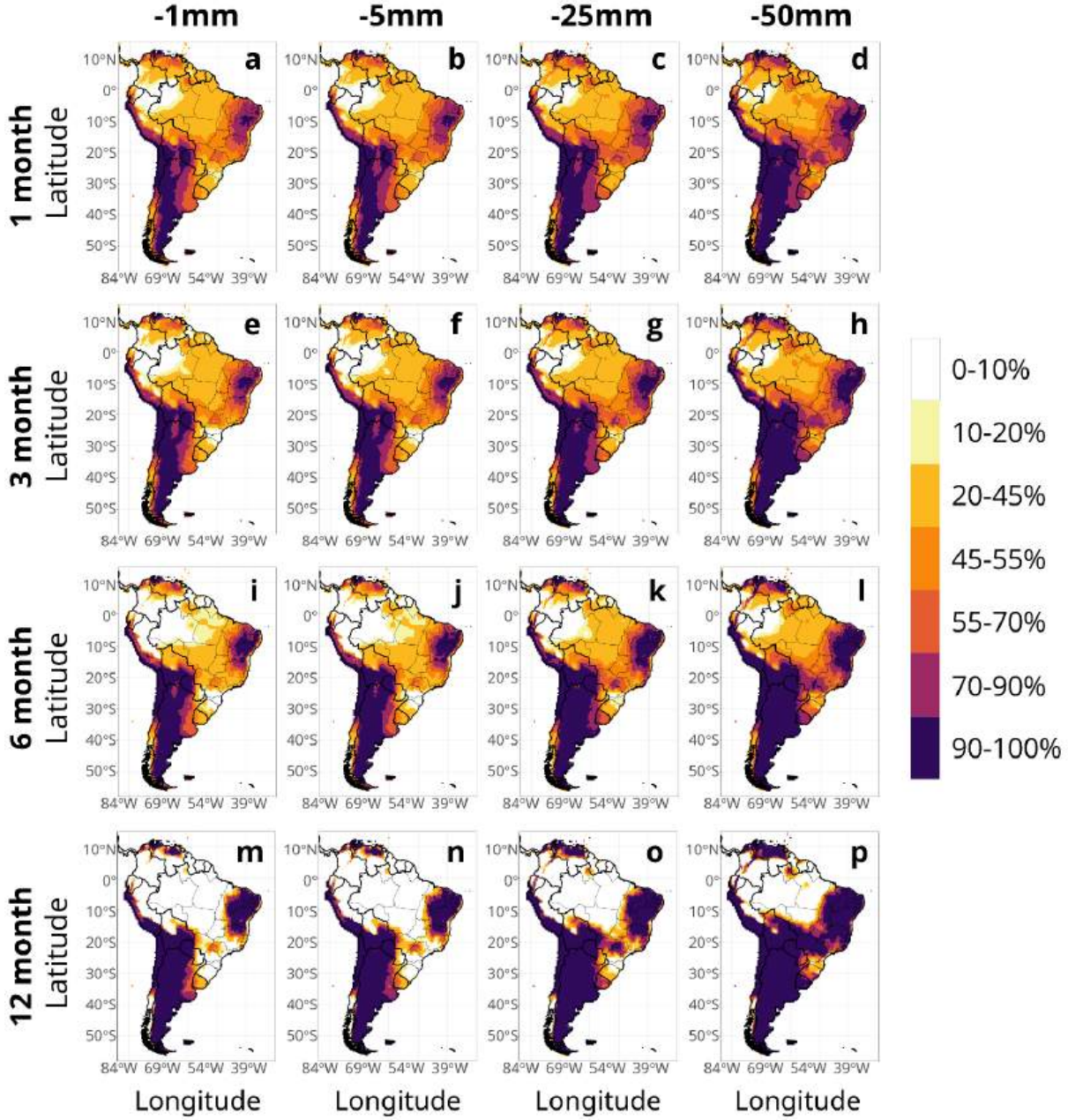
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S160 - Viés sazonal da DHC (mm) histórico CMIP6 em relação aos dados do CRU, para agregações temporais de 1 (a-d), 3 (e-h), 6 (i-l) e 12 meses (m-p).



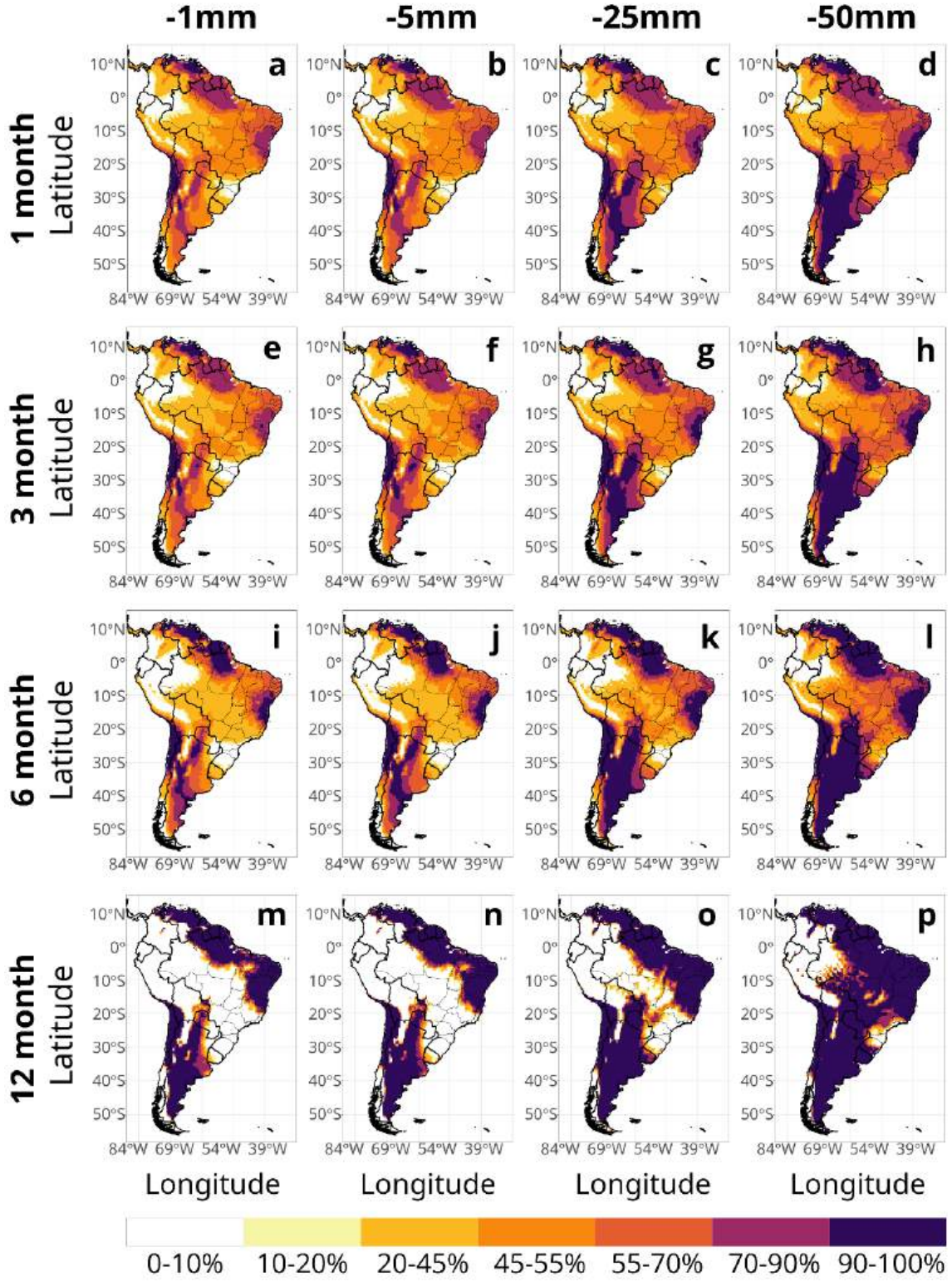
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S161 - Incidência de seca (%) obtida a partir do conjunto de dados históricos CRU.



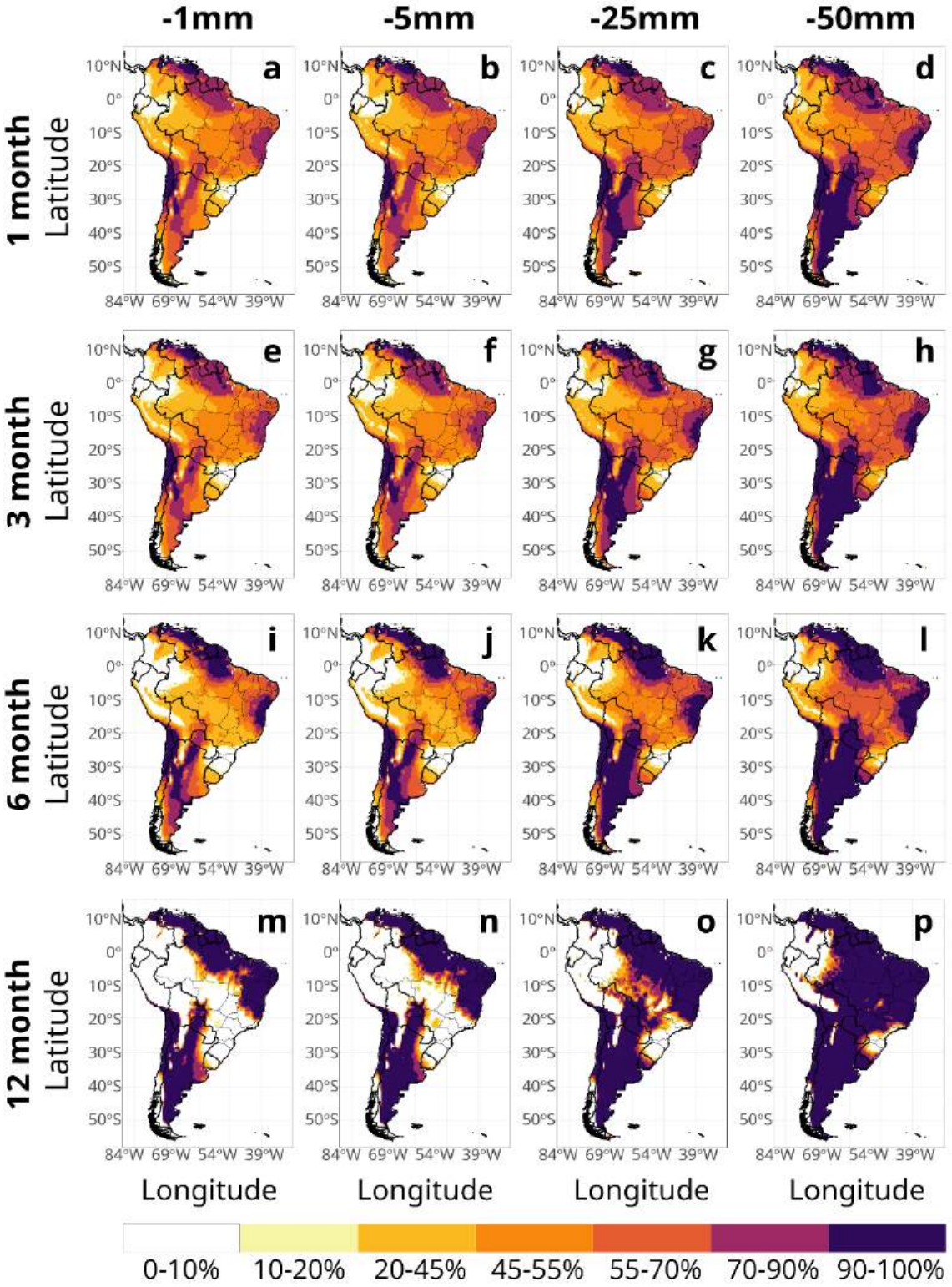
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S162 - Incidência de seca (%) obtida a partir do conjunto de dados históricos CMIP6.



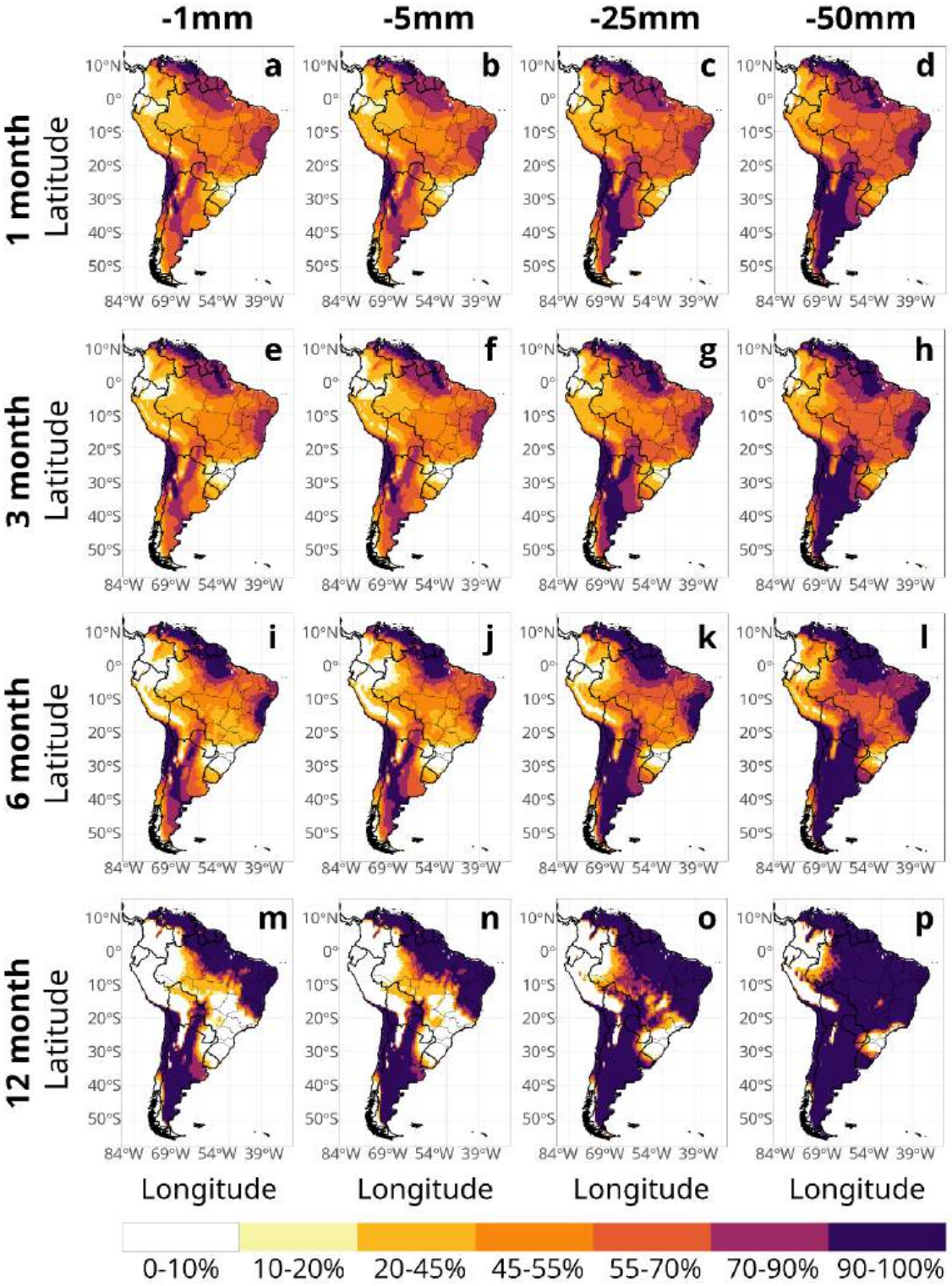
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S163 - Incidência de seca (%) obtida a partir do conjunto de dados projetados CMIP6 no cenário SSP2-4.5.



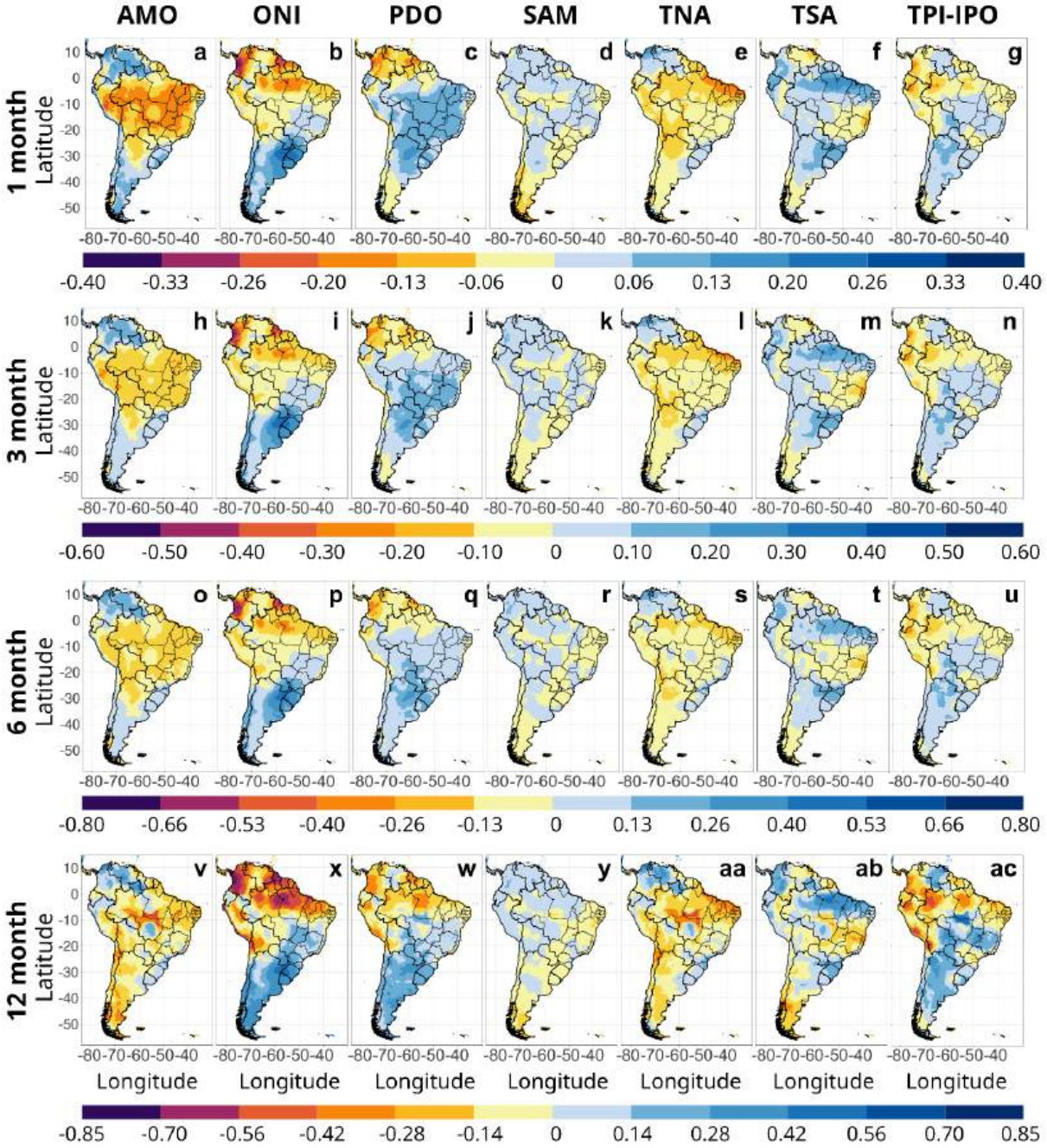
Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S164 - Incidência de seca (%) obtida a partir do conjunto de dados projetados CMIP6 no cenário SSP5-8.5.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).

Figura S165 - Correlação espacial (R) entre o SNIPE, calculado a partir do conjunto de dados históricos ERA5, e os índices de teleconexões.



Fonte: elaborado pelo autor (2026).