

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ  
PPGERHA - PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE  
RECURSOS HÍDRICOS E AMBIENTAL**

**NICOLÁS LOPARDO**

**MODELO ACOPLADO PARA AVALIAÇÃO DE VAZÕES MÍNIMAS EM BACIAS  
HIDROGRÁFICAS INCORPORANDO A VARIABILIDADE CLIMÁTICA**

**CURITIBA  
2017**



**NICOLÁS LOPARDO**

**MODELO ACOPLADO PARA AVALIAÇÃO DE VAZÕES MÍNIMAS EM BACIAS  
HIDROGRÁFICAS INCORPORANDO A VARIABILIDADE CLIMÁTICA**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Recursos Hídricos e Ambiental da Universidade Federal do Paraná como requisito parcial para a obtenção do título de Doutor em Engenharia de Recursos Hídricos.

Linha de Pesquisa: Hidrologia Estocástica

Orientador: Prof.<sup>o</sup> Dr. Eloy Kaviski

Coorientadora: Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup>. Alice M. Grimm

**CURITIBA**

**2017**

---

L864m

Lopardo, Nicolás

Modelo acoplado para avaliação de vazões mínimas em bacias hidrográficas incorporando a variabilidade climática / Nicolás Lopardo. – Curitiba, 2017.

222 f. : il. color. ; 30 cm.

Tese - Universidade Federal do Paraná, Setor de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Recursos Hídricos e Ambiental, 2017.

Orientador: Eloy Kaviski – Co-orientador: Alice Marlene Grimm.

Bibliografia: p. 184-193.

1. Bacias Hidrográficas. 2. Vazão – Medidores. 3. Mudanças climáticas. 4. Chuvas – Frequência da intensidade. 5. Águas pluviais – Abastecimento. 6. Secas. 7. Redes neurais (Computação) . I. Universidade Federal do Paraná. II. Kaviski, Eloy. III. Grimm Alice Marlene . IV. Título.

CDD: 551.48

---



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO  
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ  
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO  
Setor TECNOLOGIA  
Programa de Pós-Graduação ENGENHARIA DE RECURSOS HÍDRICOS E AMBIENTAL

## TERMO DE APROVAÇÃO

Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em ENGENHARIA DE RECURSOS HÍDRICOS E AMBIENTAL da Universidade Federal do Paraná foram convocados para realizar a arguição da tese de Doutorado de **NICOLÁS LOPARDO** intitulada: **Modelo acoplado para avaliação de vazões mínimas em bacias hidrográficas Incorporando a variabilidade climática**, após terem inquirido o aluno e realizado a avaliação do trabalho, são de parecer pela sua APROVAÇÃO.

Curitiba, 07 de Dezembro de 2016.

ELOY KAVISKI  
Presidente da Banca Examinadora (UFPR)

HEINZ DIETER OSKAR AUGUST FILL  
Avaliador interno (UFPR)

DANIEL HENRIQUE MARCO DETZEL  
Avaliador externo (LACTEC)

FRANCISCO DE ASSIS SOUZA FILHO  
Avaliador externo (UFC)

*participação via skype*

ANSELMO CHAVES NETO  
Avaliador externo (UFPR)



Dedico esta tese a minha esposa Alessandra  
pela sorte que tenho por tê-la encontrado,  
por sua paciência e por estar ao meu lado,  
a minha filha Gabriela com seu amor incondicional e  
aos meus pais Ricardo e Susana e meu irmão Diego  
pela criação, convívio e pelos valores.



## AGRADECIMENTOS

Tudo começou numa conversa na cantina da UFPR, com o prof. Cristovão Vicente Scapulatempo Fernandes, falando da necessidade de desafios e das frustrações. Talvez esta minha inquietude, esteve sempre por perto. Agradeço do fundo do meu coração ao Cristovão, professor e amigo, pelas conversas, pelo apoio e confiança.

Agradeço a minha esposa Alessandra Tathiana Villa Lopardo, à sua paciência, persistência e em ficar ao meu lado. Aos momentos de insatisfação por ter um marido muito dedicado ao Doutorado, que me fizeram encontrar um ponto de equilíbrio, entre o saber, o amar, o tempo de dedicar para a família, o bem-estar físico e mental. Com certeza, tudo isto, foi essencial para meu amadurecimento, meu equilíbrio e para eu poder chegar ao fim desta etapa.

Agradeço e peço desculpas a minha filha. Agradeço pelo amor, convivência, aprendizado. Peço desculpas por ter que dividir meu pouco tempo livre entre o doutorado e a família.

Agradeço a meus pais, uns mais pertos, outros nem tanto, que independente da distância souberam me apoiar e incentivar durante a jornada do Doutorado.

Agradeço ao meu irmão Diego, a minha cunhada Claudiane e ao meu melhor sobrinho Rodrigo, pelos agradáveis momentos, apesar de poucos, que passamos juntos. Com certeza estes momentos de descontração foram importantes.

Agradeço aos meus sogros, Laercio e Maria Inez, que cuidaram da Alessandra e da Gabriela, nos períodos que me dediquei ao doutorado. E que são muito bons comigo. Agradeço ao meu cunhado Luís Fernando pelas conversas filosóficas e matemáticas.

Agradeço à Sanepar, em especial ao Péricles Sócrates Weber e Herivelton Netzel que me incentivaram e apoiaram para eu entrar no PPGERHA. Agradeço às demais pessoas ao longo destes últimos 4 anos que permitiram eu continuar no doutorado. Aos meus colegas de Departamento que souberam me escutar, ajudar e incentivar, quando necessário. São muitas pessoas, mas gostaria de nominar os mais próximos, meu obrigado a Jonas Heitor Kondageski e Jefferson Skroch. Meu agradecimento a vários outros saneparianos, entre eles, Katia C. Nakandakare, Marcia R. Chella, Josete F. de Sá, Neiva C. Ribeiro e Ely C. Alvarenga.

Agradeço ao PPGERHA que permitiu que pessoas sem dedicação exclusiva pudessem participar do Programa de Doutorado.

Agradeço a meus amigos de infância Marlos Scheffer e Guilherme Trevizan. E claro, as suas queridas esposas, Tatiana e Helen, respectivamente. Agradeço também aos meus queridos amigos Renata Brito, Pedro Torres e Edson Manassés.

Agradeço aos colegas das pós-graduação, conheci muitos, mas tive contato com poucos, em virtude do meu escasso tempo. Mas gostaria de agradecer em especial a João Marcos Lima e Robinson Ploszai.

Agradeço ao sr. Celmar de Mattos, secretário do PPGERHA, sempre disposto a ajudar.

*Esse negócio de entender de uma coisa, tem que amar. Quando você ama, isso cria uma capacidade. Você se interessa pela coisa, você começa a olhar.*

*Tom Jobim*



## RESUMO

Nos estudos hidrológicos, as séries temporais são consideradas como estacionárias, mas a variabilidade climática, as mudanças do uso e ocupação do solo e as alterações antropogênicas têm demonstrado que esta premissa pode não ser totalmente válida. A magnitude das mudanças antrópicas é pequena comparada com a magnitude da variabilidade climática natural em quase todo o globo projetadas pelos modelos na precipitação média em escala regional. Diversos estudos descrevem que o clima na América do Sul possui influências de variabilidades interanual, decadais e interdecadais. Considerando estes aspectos, a hipótese a ser testada nesta pesquisa pode ser apresentada como sendo que a variabilidade climática se constitui como premissa necessária para a análise e caracterização das vazões mínimas e da severidade das secas extremas. O método proposto nesta pesquisa corresponde ao uso de um modelo acoplado, no qual os dados de precipitação, temperatura e outras características pluviométricas são decompostas por meio do método do conjunto completo do modo de decomposição empírica com ruído adaptativo (*CEEMDAN*). Os sinais decompostos são relacionados com índices climáticos que representam variabilidades interanuais, decadais e interdecadais. Estes resultados são as entradas para uma rede neural artificial multicamadas (RNA) de transformação chuva-vazão em escala mensal. A calibração teve como função objetivo o ajuste das vazões mínimas, mas o modelo selecionado obteve os melhores resultados em 13 dos 18 índices de eficiência. Após a calibração, os sinais decompostos foram defasados criando alguns cenários onde foram avaliadas as sobreposições da falta ou excesso de chuva nas frequências interanual, decadal e interdecadal. Foi possível identificar que os eventos mais severos estão fortemente relacionados com as variabilidades climáticas. Os resultados dos cenários para avaliação de eventos secos mais severos demonstraram que o comportamento médio se mantém, mas que os eventos extremos são mais fortes e recorrentes.

Palavras-chaves: *CEEMDAN*, RNA, variabilidade climática, modelo chuva-vazão, vazões mínimas, seca.



## **ABSTRACT**

In hydrological studies, time series are considered to be stationary, but climate variability, changes in land use and occupation, and anthropogenic changes have shown that this premise may not be entirely valid. The magnitude of the anthropogenic changes is small compared to the magnitude of the natural climatic variability in almost all the globe projected by the models in the average precipitation in regional scale. Several studies have described that the climate in South America has influences of interannual, decadal and interdecadal variability. Considering these aspects, the hypothesis to be tested in this research can be presented as being that climatic variability is a necessary premise for the analysis and characterization of the minimum flows and the severity of the extreme droughts. The method proposed in this research corresponds to the use of a coupled model, where the data of precipitation, temperature and other pluviometric characteristics are decomposed by the method of complete ensembles of empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN). The decomposed signals are related to climatic indices representing interannual, decadal and interdecadal variabilities. These results are the inputs to a multi-layer artificial neural network (ANN) of rainfall-flow transformation on a monthly scale. The objective of the calibration was to adjust the minimum flow rates, but the selected model obtained the best results in 13 of the 18 efficiency indices. After calibration, the decomposed signals were delayed creating some scenarios where the overlaps of the lack or excess of rain were evaluated in the interannual, decadal and interdecadal frequencies. It was possible to identify that the most severe events are strongly related to climatic variabilities. The results of the scenarios for evaluating more severe dry events have shown that the average behavior is maintained, but that the extreme events are stronger and recurrent.

Key words: CEEMDAN, ANN, climate variability, rainfall-runoff model, minimum flows.



## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Componentes e etapas da pesquisa .....	39
Figura 2 – Tipos de Organização dos dados para obtenção dos modos (FERRAZ, 2007) .....	57
Figura 3 – Distribuição das estações pluviométricas no período de 1959 a 2008. O mapa da esquerda corresponde aos dados disponíveis na ANA, o mapa da direita corresponde aos dados disponíveis após a consulta no Aguas Paraná, IAPAR e DAEE-SP. ....	63
Figura 4 – Evolução espacial das estações pluviométricas segundo os critérios definidos: a) 1930-1979, b) 1940-1989, c) 1950-1999, d) 1959-2008, e) 1960-2009, f) 1964-2013.....	63
Figura 5 – Posição, tamanho da grade e área de abrangência para determinação da chuva média para cada quadrícula na região em estudo.....	64
Figura 6 – Curva Duplo Acumulativa da Quadrícula 53002362.....	66
Figura 7 – Curva de massa residual considerando a subtração da estação pluviométrica 02352000 em relação à 02353001 pertencentes à quadrícula 53002362 .....	68
Figura 8 – Curva de massa residual para a estação pluviométrica 02353001 e sua média de longo período mensal para o período comum .....	69
Figura 9 – Curva de massa residual para a estação pluviométrica 02353001 e sua média de longo período mensal .....	70
Figura 10 – curva de massa residual para a estação pluviométrica 02352000 e sua média de longo período mensal do período comum com a estação 02353001 .	70
Figura 11 – Dias sem chuva por ano em função das latitudes .....	71
Figura 12 – sequência de dias sem chuva por ano e em função das latitudes .....	72
Figura 13 – precipitação anual em função das latitudes .....	72
Figura 14 – Valores máximos da sequência de dias sem chuva por ano e da precipitação anual .....	73
Figura 15 – precipitação máxima diária para cada ano em função das latitudes .....	74
Figura 16 – SPI para 1, 3, 6, 12, 24, 48 e 60 meses. a) 2352000 – Porto Paraíso do Norte, município de Rondon, b) 2549004 – Piraquara, município de Piraquara	76

Figura 17 – SPI para 1, 3, 6, 12, 24, 48 e 60 meses. a) 02352000 – Porto Paraíso do Norte, município de Rondon, b) 02353001 - Santa Isabel do Ivaí, no município de Santa Isabel do Ivaí, c) Quadrícula 53002362 .....	77
Figura 18 – Posição e tamanho da grade da região em estudo com as quatro quadrículas selecionadas para apresentação do spi .....	78
Figura 19 – SPI de 1 a 60 meses de duração, no período de 1959-2008, para a região de estudo. Em destaque as quatro quadrículas selecionadas para apresentação do SPI. ....	79
Figura 20 – SPI de 3 meses, da esquerda para a direita, Modo 1, Modo 2 e Modo 3 para a AF com grade de 1 <sup>o</sup> .....	81
Figura 21 – SPI de 1 mês, da esquerda para a direita, Modo 1, Modo 2 e Modo 3 para a AF com grade de 1,25 <sup>o</sup> .....	81
Figura 22 – Modo 1 para a Análise Fatorial com grade de 2,5 <sup>o</sup> com as anomalias da precipitação total anual no período de 1961-2000 (adaptada de Grimm, 2011) ..	87
Figura 23 – coeficientes de correlação com TSM, onde as cores representam o nível de significância (adaptada de Grimm, 2011).....	87
Figura 24 – Média de anomalias de precipitação padronizada para a fase normal da odp durante os meses de novembro e dezembro, janeiro e fevereiro, março e abril para a) anos de en, b) anos de ln. intervalo das linhas de contorno é 0,3 desvios-padrão, sendo tracejado (contínuo) os contornos negativos (positivos). as áreas sombreadas abrangem valores significativos no nível de confiança de 95% (adaptado de Kayano e Andreoli, 2007).....	90
Figura 25 – Regiões do Pacífico que fazem parte do índice IPO-TPI (NOAA, 2016) ..	93
Figura 26 – Regiões do Pacífico que fazem parte do índice relacionados com ENOS (GOES, 2016) .....	93
Figura 27 – Regiões do Pacífico que fazem parte do índice PDO, fase positiva à esquerda e fase negativa à direita (GOES, 2016).....	94
Figura 28 – Índices climáticos: ipo, ninO3, NINO34 e pdo. ....	94
Figura 29 – Relação tempo-frequência da transformada janelada de Fourier e Transformada em Ondas (adaptado de Barbosa e Blitzkow, 2008, pg. 19) ..	97
Figura 30 – Efeito do fator de escalonamento numa função senoidal (adaptado de Gutierrez, 2002) .....	98

Figura 31 – Efeito do fator de translação de uma ondaleta (adaptado de Gutierrez, 2002).....	98
Figura 32 – Construção da Onda Morlet (adaptado de Torrence e Compo, 1998).	100
Figura 33 – Relação do ângulo de fase entre duas séries históricas (Barbosa e Blitzkow, 2008).....	101
Figura 34 – Exemplo de decomposição utilizando EEMD e CEEMDAN (adaptado de Torres et al.).....	103
Figura 35 – Área de estudo: américa do sul, sul do brasil, estado do paraná.....	108
Figura 36 – Mapa contendo a disponibilidade de estações pluviométricas, fluviométricas e climatológicas.....	109
Figura 37 – Mapa com a bacia hidrográfica selecionada como área de estudo.....	110
Figura 38 – Temperatura padronizada da estação Iraí (00083881) apresentando do painel superior para o inferior, a média do espectro de potência para o período, a Transformada em Ondaletas com o espectro de potência, a imagem das fases e a série temporal. ....	111
Figura 39 – Estação pluviométrica 02652009 apresentando do painel superior para o inferior, a média do espectro de potência para o período, a Transformada em Ondaletas com o espectro de potência, a imagem das fases e a série temporal. ....	113
Figura 40 – Quantidade de dias com chuvas mensal para a estação pluviométrica 02652009 apresentando do painel superior para o inferior, a média do espectro de potência para o período, a Transformada em Ondaletas com o espectro de potência, a imagem das fases e a série temporal. ....	114
Figura 41 – Quantidade de dias sem chuvas mensal para a estação pluviométrica 02652009 apresentando do painel superior para o inferior, a média do espectro de potência para o período, a Transformada em Ondaletas com o espectro de potência, a imagem das fases e a série temporal. ....	115
Figura 42 – Máxima precipitação diária por mês para a estação pluviométrica 02652009 apresentando do painel superior para o inferior, a média do espectro de potência para o período, a Transformada em Ondaletas com o espectro de potência, a imagem das fases e a série temporal. ....	116
Figura 43 – Sequência de dias com chuvas por mês para a estação pluviométrica 02652009 apresentando do painel superior para o inferior, a média do espectro	

de potência para o período, a Transformada em Ondaletas com o espectro de potência, a imagem das fases e a série temporal.....	117
Figura 44 – Sequência de dias sem chuvas por mês para a estação pluviométrica 02652009 apresentando do painel superior para o inferior, a média do espectro de potência para o período, a Transformada em Ondaletas com o espectro de potência, a imagem das fases e a série temporal.....	118
Figura 45 – Oscilação decadal do pacífico (IPO) apresentando do painel superior para o inferior, a média do espectro de potência para o período, a Transformada em Ondaletas com o espectro de potência, a imagem das fases e a série temporal. ....	119
Figura 46 – El niño Oscilação sul (NIÑO3) apresentando do painel superior para o inferior, a média do espectro de potência para o período, a Transformada em Ondaletas com o espectro de potência, a imagem das fases e a série temporal. ....	120
Figura 47 – El niño Oscilação sul (NIÑO34) apresentando do painel superior para o inferior, a média do espectro de potência para o período, a Transformada em Ondaletas com o espectro de potência, a imagem das fases e a série temporal. ....	121
Figura 48 – Oscilação decadal do pacífico (PDO) apresentando do painel superior para o inferior, a média do espectro de potência para o período, a Transformada em Ondaletas com o espectro de potência, a imagem das fases e a série temporal.....	123
Figura 49 – Decomposição dos sinais de precipitação com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduo, e à direita, espectro de potência.....	125
Figura 50 – IMF's agrupadas de precipitação com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduos agrupados, e à direita, espectro de potência.....	126
Figura 51 – Sinal interanual da estação pluviométrica 02652009 e sinal interanual do IPO, de cima para baixo espectro de potência da TCO, coerência da TCO, séries históricas da precipitação total mensal e do sinal interanual da estação pluviométrica 02652009 e séries históricas do índice e do sinal interanual do IPO. ....	129

Figura 52 – Sinal interanual da estação pluviométrica 02652009 e sinal interanual do NIÑO3, de cima para baixo espectro de potência da TCO, coerência da TCO, séries históricas da precipitação total mensal e do sinal interanual da estação pluviométrica 02652009 e séries históricas do índice e do sinal interanual do NIÑO3. ....	130
Figura 53 – Sinal interanual da estação pluviométrica 02652009 e sinal interanual do NIÑO34, de cima para baixo espectro de potência da TCO, coerência da TCO, séries históricas da precipitação total mensal e do sinal interanual da estação pluviométrica 02652009 e séries históricas do índice e do sinal interanual do NIÑO34. ....	131
Figura 54 – Sinal interanual da estação pluviométrica 02652009 e sinal interanual do PDO, de cima para baixo espectro de potência da TCO, coerência da TCO, séries históricas da precipitação total mensal e do sinal interanual da estação pluviométrica 02652009 e séries históricas do índice e do sinal interanual do PDO. ....	132
Figura 55 – Estrutura Multilayer perceptrons – MLP (adaptado de Zhang et al., 2003) .....	142
Figura 56 – Processamento da informação no último neurônio da última camada (Zhang e Gupta, 2000) .....	143
Figura 57 – Função Sigmóide (adaptada de Zhang e Gupta, 2000) .....	143
Figura 58 – Ajuste do modelo 274522 para as vazões médias mensais. Do painel superior para o inferior e da esquerda para a direita: comparação entre dados calculados e observados da fase de treinamento, da fase de verificação, da fase de previsão (hindcast), B) série histórica do período de treinamento, para o período de verificação, para o período inteiro c) comparação da curva de permanência das vazões médias mensais entre dados calculados e observados da fase de treinamento, da fase de verificação e da fase de previsão (hindcast). ....	157
Figura 59 – Curva de permanência dos Cenários BÁSICOS. ....	162
Figura 60 – Vazão observada e vazões dos Cenários básicos, a coluna da direita corresponde ao número do cenário. ....	163
Figura 61 – Correlação cruzada entre o sinal interanual e os demais sinais (Cenário 7) para a estação pluviométrica Ponte do Vitorino. ....	165

Figura 62 – Posição dos máximos e mínimos de cada parcela do sinal da chuva decomposta.....	168
Figura 63 – Cenário 17: sinais com os valores máximos realinhados.....	169
Figura 64 – Cenário 18: sinais com os valores mínimos realinhados.....	170
Figura 65 – Curva de permanência dos cenários 4, 17 e 18.....	171
Figura 66 – Fluviograma para os cenários 4, 17 e 18. ....	172
Figura 67 – Séries históricas dos cenários 4, 13, 14, 17 e 18.....	175
Figura 68 – curva de permanência mensal dos Cenários 4, 13, 14, 17 e 18. ....	176
Figura 69 – Tempo de recorrência das vazões de estiagens.....	177
Figura 70 – Decomposição dos sinais de temperatura com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduo, e à direita, espectro de potência.....	203
Figura 71 – IMF´s agrupadas de temperatura com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduos agrupados, e à direita, espectro de potência. ....	204
Figura 72 – Decomposição dos sinais de quantidade de dias com chuva por mês com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduo, e à direita, espectro de potência. ....	205
Figura 73 – IMF´s agrupadas de quantidade de dias com chuva por mês com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduos agrupados, e à direita, espectro de potência. ....	206
Figura 74 – Decomposição dos sinais de quantidade de dias sem chuva por mês com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduo, e à direita, espectro de potência. ....	207
Figura 75 – IMF´s agrupadas de quantidade de dias sem chuva por mês com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduos agrupados, e à direita, espectro de potência. ....	208
Figura 76 – Decomposição dos sinais de máxima precipitação diária para cada mês com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduo, e à direita, espectro de potência. ....	209
Figura 77 – IMF´s agrupadas de máxima precipitação diária para cada mês com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduos agrupados, e à direita, espectro de potência. ....	210

Figura 78 – Decomposição dos sinais de sequência de dias com precipitação com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduo, e à direita, espectro de potência. ....	211
Figura 79 – IMF´s agrupadas de sequência de dias com precipitação com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduos agrupados, e à direita, espectro de potência. ....	212
Figura 80 – Decomposição dos sinais de sequência de dias sem precipitação com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduo, e à direita, espectro de potência. ....	213
Figura 81 – IMF´s agrupadas de sequência de dias sem precipitação com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduos agrupados, e à direita, espectro de potência. ....	214
Figura 82 – Decomposição dos sinais de el niño 3 com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduo, e à direita, espectro de potência.....	215
Figura 83 – IMF´s agrupadas de el niño 3 com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduos agrupados, e à direita, espectro de potência.....	216
Figura 84 – Decomposição dos sinais de el niño 34 com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduo, e à direita, espectro de potência.....	217
Figura 85 – IMF´s agrupadas de el niño 34 com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduos agrupados, e à direita, espectro de potência.....	218
Figura 86 – Decomposição dos sinais de IPO com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduo, e à direita, espectro de potência.....	219
Figura 87 – IMF´s agrupadas de ipo com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduos agrupados, e à direita, espectro de potência.....	220
Figura 88 – Decomposição dos sinais de PDO com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduo, e à direita, espectro de potência.....	221

Figura 89 – IMF's agrupadas de pDo com identificação do espectro de potência. A esquerda, sinal original, IMFs e resíduos agrupados, e à direita, espectro de potência.....222

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Magnitudes de SPI .....	53
Tabela 2 – Tempo de recorrência SPI.....	53
Tabela 3 – Agrupamento considerando período de observação com 50 anos e possibilidade de 50% de falhas.....	62
Tabela 4 – Quadriculas com o período comum dos dados e suas estações pluviométricas .....	65
Tabela 5 – Estações pluviométrica pertencentes à Quadrícula 53002362.....	66
Tabela 6 – Média de longo período (à esquerda) e Média de longo período referente ao período comum (à direita) da Precipitação total mensal das estações na Quadrícula 53002362.....	67
Tabela 7 – Distribuições com melhor ajuste.....	75
Tabela 8 – Coeficiente de correlação para a estação ponte do vitorino (02652009) e para os índices climáticos .....	127
Tabela 9 – Porcentagem da variância para a estação pluviométrica Ponte do Vitorino (02652009) e para os índices climáticos.....	128
Tabela 10 – Tipos de modelos usados no estudo.....	147
Tabela 11 – Formatação código do modelo .....	149
Tabela 12 – Melhor modelo considerando cada índice de eficiência para treinamento, verificação e previsão .....	156
Tabela 13 – Estatística descritiva das vazões observadas e da previsão (hindcast) utilizando o modelo escolhido .....	158
Tabela 14 – Descrição dos cenários .....	160
Tabela 15 – Estatísticas descritivas das vazões dos cenários 1 a 8.....	160
Tabela 16 – Defasagem e correlações entre os sinais decompostos. ....	164
Tabela 17 – numeração dos cenários com correlação significativa. ....	165
Tabela 18 – Estatísticas descritivas das vazões dos cenários 9, 10, 11 e 12 em comparação ao cenários 2 e 3 utilizando o modelo escolhido.....	166
Tabela 19 – Estatísticas descritivas das vazões dos cenários 13, 14, 15 e 16 em comparação aos cenários 4 e 5 utilizando o modelo escolhido. ....	167
Tabela 20 – Datas dos valores máximos e mínimos de cada parcela decomposta do sinal de chuva .....	168

Tabela 21 – Estatísticas descritivas das vazões dos cenários 17 e 18 em comparação ao da previsão utilizando o modelo escolhido.....	171
Tabela 22 – Estatísticas descritivas das vazões dos cenários em comparação ao da simulação utilizando o modelo escolhido.....	174
Tabela 23 – Vazões específicas (ls-1km <sup>2</sup> ) dos cenários 4, 13, 14, 17 e 18 em relação ao trecho inferior da curva de permanência.....	176
Tabela 24 – Percentual da diferença relativa entre os cenários 13, 14, 17 e 18 e cenário 4 em relação ao trecho inferior da curva de permanência.....	176
Tabela 25 – Média da duração, severidade e intensidade das secas para os cenários 4, 13, 14, 17 e 18 .....	178
Tabela 26 – Média da duração, severidade e intensidade das secas para os cenários 4, 13, 14, 17 e 18 dos eventos com mais de 6 meses de duração .....	178
Tabela 27 – Máximo da duração, severidade e intensidade das secas para os cenários 4, 13, 14, 17 e 18 .....	179
Tabela 28 – Agrupamento considerando período de observação com 50 anos e possibilidade de 25% de falhas.....	194
Tabela 29 – Agrupamento considerando período de observação com 55 anos e possibilidade de 25% de falhas.....	194
Tabela 30 – Agrupamento considerando período de observação com 60 anos e possibilidade de 25% de falhas.....	195
Tabela 31 – Agrupamento considerando período de observação com 65 anos e possibilidade de 25% de falhas.....	195
Tabela 32 – Agrupamento considerando período de observação com 55 anos e possibilidade de 50% de falhas.....	195
Tabela 33 – Agrupamento considerando período de observação com 60 anos e possibilidade de 50% de falhas.....	196
Tabela 34 – Agrupamento considerando período de observação com 65 anos e possibilidade de 50% de falhas.....	196
Tabela 35 – Estações pluviométricas selecionadas .....	197
Tabela 36 – Estações Fluviométricas selecionadas.....	200
Tabela 37 – Estações climatológicas selecionadas .....	201

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AF	Análise Fatorial
AGUASPARANÁ	Instituto de Águas do Paraná
ANA	Agência Nacional de Águas
AR	Modelo auto regressivo
ARIMA	<i>Autoregressive integrated moving average</i>
AVHRR	<i>Advanced Very High Resolution Radiometer</i>
BTS	Teste de Esfericidade de Barlett
CEEMDAN	<i>Complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise</i>
CLIVAR	<i>U.S. Climate Variability and Predictability</i>
CP	Componentes Principais
DAEE–SP	Departamento de Águas e Energia Elétrica do Estado de São Paulo
EMD	<i>Empirical Mode Decomposition</i>
EEMD	<i>Ensemble Empirical mode decomposition</i>
EN	El Niño
EQ	Linha do Equador
ENOS	El Niño Oscilação Sul
HEC-HMS	<i>Hydrologic Engineering Center - Hydrologic Modeling System</i>
HHT	<i>Hilbert-Huang Transform</i>
IAPAR	Instituto Agrônômico do Paraná
IMF	<i>Intrinsic Mode Function</i>
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
IPCC	<i>Intergovernmental Panel on Climate Change</i>
IPHMEN	Instituto de Pesquisas Hidráulicas – modelo de chuva-vazão mensal
IPO	<i>Tripole Index for the Interdecadal Pacific Oscillation</i>
KMO	Kaiser–Meyer–Olkin
LN	La Niña
MLP	<i>Multilayer Perceptron</i>
MSE	<i>Mean square error</i>

<i>NAO</i>	<i>North Atlantic Oscillation</i>
Niño3	Temperaturas da superfície do mar da região leste do Oceano Pacífico Tropical
Niño34	Temperaturas da superfície do mar da região centro-leste do Oceano Pacífico Tropical
<i>NOAA</i>	<i>National Oceanic and Atmospheric Administration</i>
<i>NRMSE</i>	<i>Normalized root mean square error</i>
<i>PDO</i>	<i>Pacific Decadal Oscillation</i>
<i>PDSI</i>	<i>Palmer Drought Severity Index</i>
<i>RMSE</i>	<i>Root mean square error</i>
RNA	Rede Neural Artificial
<i>SAM</i>	<i>South Anular Mode</i>
<i>SPI</i>	<i>Standardized Precipitation Index</i>
<i>SOI</i>	<i>South oscillation index</i>
SRNS	Simulador de Rede Neural de Stuttgart
<i>SSA</i>	<i>Singular Spectral Analysis</i>
SVR	Suporte vetorial para regressão
<i>SWI</i>	<i>Standardised Water-Level Index</i>
TC	Transformada de Coerência
TCO	Transformada cruzada em ondaletas
TO	Transformada em ondaletas
TSM	Temperatura da Superfície do Mar
VBA	Visual Basic Application
<i>VHI</i>	<i>Vegetation Health Index</i>
<i>WMO</i>	<i>World Meteorological Organization</i>

## LISTA DE SÍMBOLOS

$a$	Coeficiente angular da reta de regressão linear
$a_n$	Coeficiente de Fourier
$\alpha_k$	Tamanho do passo na nova direção conjugada
$A_{\tau,s}$	Amplitude da ondaleta
$Arg$	Argumento de um número complexo
$b$	Coeficiente linear
$b_n$	Coeficiente de Fourier
$\beta$	Razão entre a média dos valores simulados e a média dos valores observados
$C_\psi$	Condição de admissibilidade
$cp$	Coeficiente de Persistência
$C.xy_{\tau,s}$	Coerência da transformada cruzada em ondaletas
$CV_s$	Coeficiente de variação dos valores simulados
$CV_x$	Coeficiente de variação dos valores observados
$\chi^2$	Distribuição Chi-Quadrado
$Cov( )$	Operador covariância
$\cos( )$	Coseno
$D( )$	Distribuição mista
$d$	Índice de concordância
$dp$	Deslocamento periódico
$\delta_j$	Diferença entre o valor real de saída e o valor calculado no neurônio
$e$	Autovetor
$\varepsilon$	Vetor dos fatores específicos
$e_t$	Código da extensão do treinamento
$E_{\tau,s}$	Espectro de potência da ondaleta
$E[ ]$	Operador valor esperado
$\mathbf{E}'( )$	Matriz da primeira derivada
$\mathbf{E}''( )$	Matriz da segunda derivada
$EVT_t$	Evapotranspiração
$F$	Vetor dos fatores comuns não observáveis

$F_{\tau,s}$	Fase da ondaleta
$f_{act}$	Função de ativação dos neurônios
$\xi$	Parâmetro de frequência
$g(\dots)$	Função que depende da função de ativação do neurônio e do dado de treinamento
$G(\ )$	Distribuição LogNormal ou Gama ou Weibull
$h(\dots)$	Função que depende da saída do neurônio da camada anterior e o peso de sua conexão
$\hat{h}$	Estimativa das Comunalidades
$i$	Número complexo
$I$	Matriz identidade
$IC$	Intervalo de Confiança
$i_t$	Código do número de iterações
$IMF_j$	Modos de função intrínseca com o método <i>EMD</i>
$IMF_j^i$	Realizações $i$ de cada Modo de função intrínseca com o método <i>EEMD</i>
$\overline{IMF_j}$	Média das realizações $i$ de cada Modo de função intrínseca com o método <i>EEMD</i>
$\widehat{IMF_j^i}$	Realizações $i$ de cada Modo de função intrínseca com o método <i>CEEMDAN</i>
$\widehat{IMF_j}$	Média das realizações $i$ de cada Modo de função intrínseca com o método <i>CEEMDAN</i>
$KGE$	Eficiência Kling-Gupta
$L$	Número de camadas da Rede Neural Artificial
$L$	Matriz das cargas fatoriais
$\hat{l}$	Estimativa das cargas fatoriais
$\hat{L}$	Estimativa da Matriz das cargas fatoriais
$\hat{L}^*$	Estimativa da Matriz das cargas fatoriais transformados pela rotação ortogonal
$L_s$	Número de dias consecutivos onde a chuva de 24 horas é inferior a 1,27mm
$\gamma$	Autocorrelação
$\gamma'$	Razão entre o coeficiente de variação dos valores simulados ( $CV_s$ ) e o coeficiente de variação dos valores observados ( $CV_x$ ).

$\lambda$	Autovalor
$\lambda_k$	Escalar para que a matriz Hessiana seja definida positiva
$M$	Número de modos de função intrínseca
$\mu$	Média
$md$	Índice modificado de Concordância
$mm$	Número do tipo do modelo testado na RNA
$mNSE$	Eficiência modificada Nash-Sutcliffe
$n$	Número de pares dos valores
$N$	Tamanho da amostra
$N_l$	Número de neurônios por camadas da Rede Neural Artificial
$N_T$	Número total com dois ou mais dias consecutivos com temperatura acima de 32,2 °C (90°F)
$n_p$	Número de ocorrências de eventos com zero de precipitação
$n'$	Número de faixas de frequência que tenham <i>IMF's</i>
$\eta$	Fator de aprendizado da rede neural artificial
$n_e$	Código do número de neurônios
$net_j^l$	Somatória dos neurônios da camada anterior com sus pesos
$NSE$	Eficiência Nash-Sutcliffe
$o_j^l$	Valores dos neurônios da camada $l$ do neurônio $j$
$p$	Número de valores observados do vetor de dados aleatórios
$P$	Estação pluviométrica com falha
$p_0$	Probabilidade do número de ocorrências de eventos com zero de precipitação
$p_k$	Nova direção conjugada da rede neural artificial
$P_t$	Precipitação
$p_t$	Código com posição do treinamento
$P_v$	Estação pluviométrica vizinha com dados completos
$pbias$	Porcentagem de Viés
$Q_t$	Vazão
$r$	Coeficiente de correlação de Pearson
$rd$	Índice relativo de Concordância
$r_j$	Resíduos

$r_j^i$	Realizações $i$ dos resíduos
$rNSE$	Eficiência relativa Nash-Sutcliffe
$rS$	Coeficiente de correlação de Spearman
$rSD$	Relação entre os Desvios Padrões
<b>R</b>	Matriz de Correlação
$R^2$	Coeficiente de Determinação
$R_v$	Número total de dias com chuva durante o verão para os mesmos meses que $N_T$ .
$s[ ]$	Fatores da Eficiência Kling-Gupta
<b>S</b>	Matriz de covariâncias
$S( )$	Densidade do espectro de potência de uma variável real
$s$	Fator de escalonamento
$\text{sen}( )$	Seno
$\sigma$	Desvio padrão
$s_i$	Valores simulados
$Sx$	Transformada janelada de Fourier
$t$	Escala temporal
$\tau$	Parâmetro de tempo (fator de translação)
<b>T</b>	Matriz ortogonal qualquer
$t_j$	Ensino da entrada da rede neural artificial
$\theta_j$	Neurônio fictício
<b>V</b>	Critério Varimax
$\text{Var}( )$	Operador Variância
$VE$	Eficiência volumétrica
<b>X</b>	Vetor de dados aleatórios
$\bar{x}$	Média dos dados aleatórios
$x_t$	Função temporal
$x_i$	Valores observados
$x'$	Valores padronizados de $x_t$
$X( )$	Função de uma variável real
<b>Z</b>	Vetor de dados aleatórios padronizado pelo critério Varimax
$\omega$	Variável real

$w$	Frequência
$w^i$	Ruído branco gaussiano
$w_{ij}^l$	Pesos das conexões da camada $l$ entre os neurônios $i$ e $j$
$\Psi$	Matriz de variâncias do erro aleatório
$\hat{\Psi}$	Estimativa da matriz de variâncias do erro aleatório
$\Psi( )$	Transformada de Fourier
$\psi( )$	Função ondaleta
$\psi_{\tau,s}( )$	Transformada em ondaletas
$\psi_{xy, \tau,s}$	Transformada cruzada em ondaletas
$\psi^*$	Ondaleta mãe

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO.....</b>	<b>34</b>
1.1	EVIDÊNCIAS DE INTERESSE .....	35
1.2	HIPÓTESE DA TESE .....	37
1.3	OBJETIVOS.....	38
1.4	COMPONENTES E ETAPAS .....	38
1.5	ORGANIZAÇÃO DA TESE .....	40
<b>2</b>	<b>SECAS.....</b>	<b>42</b>
2.1	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA .....	42
2.1.1	Secas .....	42
2.1.2	Conclusões relevantes .....	48
2.2	MATERIAIS E MÉTODOS .....	48
2.2.1	Seleção das estações principais .....	49
2.2.2	Determinação do SPI .....	52
2.2.3	Análise fatorial.....	54
2.3	RESULTADOS.....	61
2.3.1	Pré-seleção das estações pluviométricas.....	61
2.3.2	Pré-análise dos dados de precipitação.....	66
2.3.3	Características da Precipitação .....	71
2.3.4	Índice Padronizado de Precipitação (SPI) .....	75
2.3.5	Análise Fatorial.....	81
<b>3</b>	<b>VARIABILIDADE CLIMÁTICA .....</b>	<b>83</b>
3.1	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA .....	84
3.1.1	Variabilidade Climática .....	84
3.1.2	Conclusões relevantes .....	91
3.2	MATERIAIS E MÉTODOS .....	92
3.2.1	Dados Utilizados.....	92
3.2.2	Transformada em ondaletas.....	95
3.2.3	Decomposição de sinais.....	102
3.3	RESULTADOS.....	107
3.3.1	Definição da área de aplicação do estudo de caso .....	108
3.3.2	Transformada em Ondaletas (TO).....	110
3.3.3	Decomposição de Sinais .....	124

3.3.4	Transformada Cruzada em Ondas (TCO).....	128
<b>4</b>	<b>MODELOS DE TRANSFORMAÇÃO CHUVA-VAZÃO .....</b>	<b>134</b>
4.1	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA .....	134
4.1.1	Modelos orientados a dados.....	134
4.1.2	Rede Neural Artificial .....	135
4.1.3	Modelos de transformação chuva-vazão .....	136
4.1.4	Modelos acoplados.....	138
4.1.5	Conclusões relevantes .....	139
4.2	MATERIAIS E MÉTODOS .....	139
4.2.1	Dados utilizados .....	140
4.2.2	Redes neurais artificiais (RNA).....	140
4.2.3	Critérios de qualidade do ajuste para a RNA.....	149
4.2.4	Treinamento .....	153
4.2.5	Cenários .....	154
4.3	RESULTADOS.....	155
4.3.1	Treinamento, verificação e previsão .....	155
4.3.2	Cenários .....	159
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO E RECOMENDAÇÕES .....</b>	<b>180</b>
	<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>184</b>
	<b>APÊNDICES .....</b>	<b>194</b>
A1.	Períodos com a quantidade de estações pluviométricas .....	194
A2.	Lista de estações pluviométricas .....	197
A3.	Lista de estações pluviométrica .....	200
A4.	Lista de estações climatológicas.....	201
A5.	Decomposição de Sinais (CEEMDAN) .....	202

## 1 INTRODUÇÃO

Tradicionalmente, os estudos hidrológicos com séries temporais consideram as variáveis hidroclimatológicas, por exemplo precipitação e vazão, como estacionárias. A variabilidade climática, as mudanças do uso e ocupação do solo e as alterações climáticas antropogênicas têm demonstrado que estas premissas podem não ser totalmente válidas.

Neste sentido, há a necessidade de modernizar a Gestão de Recursos Hídricos que geralmente é realizada com métodos hidrológicos fundamentados em séries estacionárias.

As alterações do clima, tanto variações naturais e alterações antropogênicas, podem aumentar a incerteza sobre as inundações e secas futuras, por isso é necessário ampliar a compreensão sobre quais são as possíveis características hidrológicas que podem vir a ocorrer (Olsen, Kiang e Waskom, 2010).

A variabilidade climática refere-se às variações do estado médio e de outras estatísticas nas várias escalas temporais, enquanto que a mudança climática refere-se a alteração climática ao longo do tempo (Smith, 2010).

As mudanças climáticas desafiam a premissa de que o conhecimento do passado pode fornecer uma boa estimativa do que serão as condições futuras (Bates *et al.*, 2008).

É importante o entendimento do clima e seus impactos e para isto são realizadas algumas perguntas a serem respondidas: a) existe evidência de mudanças climáticas nas séries hidrológicas?, b) é possível distinguir a variabilidade climática natural das mudanças climáticas?, c) as mudanças climáticas podem ser distinguidas de outras mudanças progressivas do ambiente como a urbanização? (Kundzewicz e Robson, 2000).

Neste sentido, a detecção das variações, tendências e mudanças nas séries temporais hidrológicas é de extrema importância, pois grande parte dos estudos e projetos estão associados a séries estacionárias.

A Lei Federal nº 9.433 (Brasil, 1997), que institui a Política Nacional de Recursos Hídricos, se baseia em alguns fundamentos, entre eles:

Que a água é um recurso natural limitado, dotado de valor econômico; que em situações de escassez, o uso prioritário dos recursos hídricos é o consumo humano e a dessedentação de animais; que a bacia hidrográfica é

a unidade territorial para implementação da Política Nacional de Recursos Hídricos e atuação do Sistema Nacional de Gerenciamento de Recursos Hídricos. (Brasil, 1997).

Um dos objetivos da Política Nacional de Recursos Hídricos é assegurar à atual e às futuras gerações a necessária disponibilidade de água, em padrões de qualidade adequados aos respectivos usos. Portanto, a avaliação das vazões de estiagem de bacias hidrográficas e de seus possíveis impactos sobre os usuários de recursos hídricos vem ao encontro das Políticas Nacional e Estadual de Recursos Hídricos que tem a bacia hidrográfica como unidade de planejamento, pois busca compatibilizar a oferta de água com a demanda, e indica que água é um recurso natural limitado.

No Estado do Paraná estão sendo implantados os Comitês de Bacias e desenvolvidos Plano Estadual de Recursos Hídricos e Planos das Bacias Hidrográficas. A presente tese contribui com o aperfeiçoamento dos critérios envolvidos para a determinação e a caracterização estatística das vazões de estiagem para uma gestão mais abrangente dos Recursos Hídricos.

## 1.1 EVIDÊNCIAS DE INTERESSE

Deve-se destacar que no Estado do Paraná, em geral, a captação das águas para abastecimento público ocorre em rios que não possuem vazão regularizada por reservatórios. Principalmente nestes casos, o conhecimento sobre os períodos críticos de vazões de estiagem é fundamental para a Gestão de Recursos Hídricos.

A escassez hídrica e o estresse hídrico podem ser causados por eventos climáticos extremos, por grandes demandas de águas em pequenas bacias hidrográficas ou pela adversidade das condições de suprimento de água para abastecimento público. Pode-se considerar que a garantia de água para a população urbana é condicionante para o desenvolvimento econômico e social, bem como transmite uma noção de segurança hídrica e de sustentabilidade.

Estiagens causam perdas no potencial hidrelétrico, nas colheitas, e podem provocar o racionamento do abastecimento de água potável. Nos anos de 2001 e 2002, o Brasil enfrentou a mais grave crise energética de sua história recente. Esta crise foi causada por um déficit de chuva que, combinado com mudanças no padrão

da chuva durante o inverno, resultou em uma grande seca hidrológica (Simões e Barros, 2007).

Nos anos de 2005 e 2006, o Estado do Paraná experimentou uma das mais severas secas dos últimos anos, com graves consequências para a agricultura e atingindo o abastecimento de água da população. Nos meses de inverno até meados de setembro, a Região Metropolitana de Curitiba sofreu intensamente com os efeitos desta estiagem (Ribeiro, Tanajura e Centeno, 2007).

Outras secas intensas que ocorreram no Estado do Paraná foram em 1963 e 1985. A seca de 1963 afetou mais a região norte do Estado, durou 6 meses e foi considerada como a seca mais severa do século naquela época (Ribeiro, 1984), enquanto que a seca de 1985 afetou a Região Metropolitana de Curitiba. A estiagem severa mais recente é a da cidade de São Paulo, onde as chuvas estiveram abaixo dos valores históricos desde de 2012, resultando num racionamento na Região Metropolitana de São Paulo.

A análise das vazões mínimas cria a possibilidade de elaborar estratégias e planos de ação que protejam os usuários de recursos hídricos. O conhecimento dos valores médios das vazões mínimas e de sua variabilidade permite avaliar os riscos associados de cada corpo hídrico e prever planos alternativos que não comprometam os usos de recursos hídricos.

Apesar de todos os instrumentos previstos na legislação e do comprometimento entre os diversos usuários de recursos hídricos, há ainda uma lacuna em termos de estudos que vinculem os possíveis efeitos de alterações climáticas naturais com as vazões mínimas. Em geral, os estudos se concentram no impacto sobre as precipitações máximas e as vazões de cheias.

Um detalhado conhecimento da variabilidade climática em escalas interanuais e interdecadais é necessário para separar as possíveis mudanças climáticas antrópicas das flutuações climáticas naturais (Venegas, Mysak e Straub, 1996).

No futuro próximo, até meados deste século, a magnitude das mudanças antrópicas projetadas pelos modelos na precipitação média em escala regional é pequena comparada com a magnitude da variabilidade climática natural em quase todo o globo, incluindo o Sul do Brasil (IPCC, 2013).

Para projeções de mudanças antrópicas de mais longo prazo (de meados até o final do século XXI) deve-se reconhecer o papel de diferentes fontes de incertezas: modelos, cenários e variabilidade natural. Neste caso, a magnitude das mudanças

projetadas cresce em relação à variabilidade natural, mas a incerteza causada pelas diferentes projeções dos modelos cresce também. A região do sul do Brasil apresenta crescimento de temperatura do ar e também aumento da precipitação até o final do século XXI, porém menos de 90% dos modelos concordam neste aumento (IPCC, 2013).

Há mais interesse no momento no estudo do impacto da variabilidade climática, que parece ser a fonte mais provável de escassez hídrica ao considerarmos: i) que as mudanças climáticas antrópicas projetadas até meados do século XXI no Sul do Brasil são menores que a variabilidade natural, ii) que há incerteza na projeção da tendência de precipitação no Sul do Brasil e iii) que a tendência projetada é de aumento, embora incerta e menor que a variabilidade climática.

Em virtude da dificuldade em separar os possíveis efeitos antrópicos, o tema que será tratado nesta tese está voltado para a variabilidade climática, independente se têm causas naturais.

## 1.2 HIPÓTESE DA TESE

Analisar a vazão mensal baseada nas variações de chuva e temperatura com o objetivo de descobrir a influência da variabilidade climática nos eventos de secas severas, de forma que se possa quantificar se uma composição diferente de variações de chuva e temperatura poderiam gerar secas mais severas.

Assim, a **hipótese** a ser testada nesta pesquisa pode ser apresentada como sendo que a variabilidade climática se constitui como premissa necessária para a análise e caracterização das vazões mínimas e da severidade das secas extremas.

Para avaliar a hipótese da tese, a pesquisa foi estruturada buscando revisar os estudos sobre variabilidade climática presentes no sul do Brasil, identificando no Estado do Paraná as regiões com maior influência desta variabilidade.

Para avaliar a sobreposição de efeitos optou-se por revisar e aplicar métodos para a decomposição de sinais não estacionários e acoplar este resultado num modelo de chuva-vazão utilizando inteligência artificial.

A partir da influência da variabilidade climática sobre a precipitação, são realizados alguns cenários com deslocamento das fases dos sinais decompostos e a

partir destes cenários quais seriam as incertezas e comportamentos da vazão de estiagem.

As principais **inovações** da tese estão no modelo acoplado baseado nos métodos de decomposição de sinais não estacionários com uma rede neural artificial multicamadas aplicadas à transformação chuva-vazão mensal e na quantificação dos efeitos de cenários baseados na variabilidade climática sobre as vazões.

### 1.3 OBJETIVOS

O **objetivo principal** é integrar métodos existentes propondo um modelo acoplado para avaliar as vazões mensais, principalmente as vazões nas estiagens, incorporando a influência da variabilidade climática na escala mensal.

Os **objetivos específicos** são:

- Identificar as regiões do Paraná nas quais eventos de secas são mais prováveis e mais persistentes;
- Identificar se existem ou não conexões entre chuva no Paraná e padrões climáticos globais. Avaliação dos ciclos interanual, decadal e interdecadal entre chuva e índices climáticos;
- Definição do local para aplicação do estudo de caso;
- Utilizar modelo de transformação chuva/temperatura-vazão mensal representado por uma Rede Neural Artificial para estimar as vazões;
- Analisar as características das vazões baixas em cenários deslocando os ciclos interanual, decadal e interdecadal de forma a gerar superposição de sinais diferentes das observadas.

### 1.4 COMPONENTES E ETAPAS

O método proposto nesta tese busca integrar uma série de métodos para obter um modelo acoplado que relaciona a influência indireta de alguns índices climáticos sobre a precipitação. A análise das alterações no comportamento das vazões mínimas está baseada nos resultados dos cenários do modelo de transformação chuva-vazão.

Nestes cenários são realizados deslocamentos nos sinais de chuva e temperatura considerando os ciclos interanual, decadal e interdecadal.

Para propor um método capaz de avaliar as possíveis alterações nas vazões mínimas devido à variabilidade climática, foram identificados componentes e etapas. Cada componente do método foi estudado com detalhes para sua aplicação durante o desenvolvimento da pesquisa. Na Figura 1 apresenta-se um esquema contendo as etapas da tese, as cores representam a separação dos capítulos.

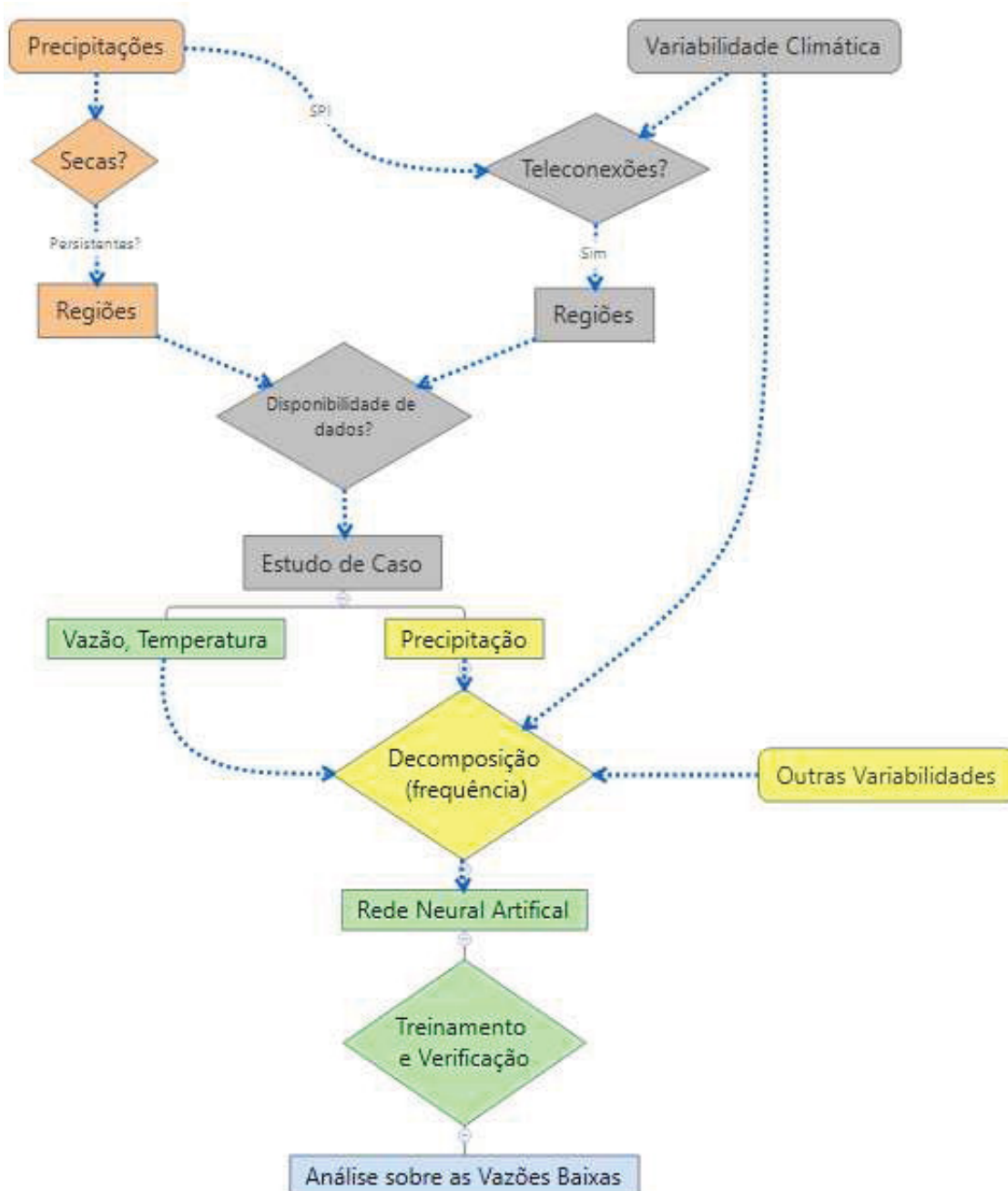


FIGURA 1 – COMPONENTES E ETAPAS DA PESQUISA

Conforme apresentado na Figura 1, são avaliadas as precipitações mensais para o Estado do Paraná e algumas características como dias com ou sem chuva por mês, sequência de dias consecutivos chuvosos e secos por mês, precipitação máxima diária no mês e índice padronizado de precipitação (*SPI – standardized precipitation index*) são identificadas as regiões com secas mais intensas e persistentes. Através da análise fatorial aplicado ao *SPI* são identificadas as regiões com mesmo comportamento que possuem maior variabilidade de *SPI*. A partir destes modos principais de *SPI*, das conexões com índices climáticos, do local das secas persistentes e da disponibilidade de dados dentro do Estado do Paraná foi selecionado o local para aplicação do estudo de caso.

No estudo de caso é aplicado um modelo de transformação chuva-vazão considerando a decomposição da chuva nos vários ciclos interanual, decadal e interdecadal, a temperatura e a vazão. Após o treinamento e verificação, é selecionado o modelo com melhor desempenho para as vazões de estiagem e são aplicados os deslocamentos dos ciclos para avaliar o comportamento das vazões mínimas.

Neste estudo foram adotados os ciclos com a seguinte classificação: i) intra-anual (abaixo de 1 ano), ii) anual (entre 2 anos e 1 ano), iii) interanual (entre 8 anos a 2 anos), iv) decadal (entre 16 anos e 8 anos) e v) interdecadal (acima de 16 anos).

As vazões mínimas dos cenários são comparadas com as vazões mínimas observadas na série histórica e são avaliadas características como: i) vazões mínimas absolutas, ii) curva de permanência, iii) tempo de recorrência das vazões mínimas anuais, iv) déficit de volume, duração e intensidade (déficit dividido pela duração).

## 1.5 ORGANIZAÇÃO DA TESE

A estrutura da tese foi elaborada de forma a facilitar a leitura e o entendimento de cada etapa, onde cada capítulo aborda de forma completa seu tema, incluindo revisão bibliográfica, métodos e dados utilizados, uma síntese dos principais resultados obtidos e sua aplicação na etapa posterior. De forma geral, a tese está estruturada em 3 temas: caracterização de regiões com secas, análise da variabilidade climática com a decomposição de séries não estacionárias, e modelo de chuva-vazão utilizando redes neurais artificiais.

No Capítulo 2 é apresentado como será caracterizada a seca neste estudo, mostrando as diversas abordagens, o método selecionado, os dados utilizados e os resultados obtidos.

O Capítulo 3 trata da variabilidade climática no sul do Brasil. É realizada uma revisão bibliográfica sobre os principais índices climáticos utilizados e encontrados nesta região e compara-se com os resultados obtidos no Capítulo 2 para selecionar a região de aplicação do estudo de caso. Apresenta o método utilizado na decomposição de séries não estacionárias, os métodos utilizados para a análise com as conexões climáticas e apresenta como resultado os principais índices climáticos, as regiões com características semelhantes de precipitação e o local selecionado para aplicação do estudo de caso.

No Capítulo 4 é abordado os modelos orientados a dados, descrevem-se alguns modelos de transformação chuva-vazão, apresenta o método escolhido, descrevem-se como são elaborados os cenários para inclusão da variabilidade climática. São apresentados e discutidos os resultados para o local selecionado e realiza-se uma série de avaliações sobre as vazões para identificar a magnitude dos eventos secos, as influências e a sua caracterização.

O Capítulo 5 descreve as principais contribuições da tese, o atendimento aos objetivos e as recomendações.

Nos Apêndices são apresentadas algumas tabelas e gráficos auxiliares.

## 2 SECAS

Neste capítulo são abordados os tipos de secas e os principais índices usados, os materiais utilizados e os métodos para preparação dos dados e para caracterização das secas. Os resultados mostrados são as principais informações para a caracterização de regiões com comportamentos semelhantes.

### 2.1 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A revisão bibliográfica aborda os diversos tipos de índices desenvolvidos para secas e sua aplicação, de forma a subsidiar a escolha do método utilizado nesta pesquisa.

#### 2.1.1 Secas

As secas podem ser classificadas da seguinte forma: a) meteorológica – expressa com base na falta de precipitação, se caracteriza pelo desequilíbrio entre a precipitação e a evaporação, b) hidrológica – relacionada com a redução dos níveis em rios e reservatórios, normalmente está defasada da seca meteorológica, c) agrícola – refere-se à combinação entre a seca meteorológica e hidrológica e que afetam a disponibilidade de água no solo para a agricultura, d) socioeconômica – quando as atividades humanas são afetadas pelo déficit de água (Dracup, Lee e Jr., 1980).

A seca é um processo que se dá de forma lenta e seu início e fim são de difícil determinação. As secas normalmente atingem uma vasta extensão espacial e temporal (Molina e Lima, 1999).

Em geral, os estudos de secas, independente de uma definição mais rigorosa, são relacionados com a escassez de água nos corpos hídricos, baixa pluviosidade, elevada evapotranspiração e grande demanda dos usuários de recursos hídricos (Fernandes *et al.*, 2009).

Cabe ressaltar que existem dois termos que são frequentemente confundidos: definição dos eventos de seca e índices de seca. O índice de seca se refere a um número que caracteriza um comportamento da seca num dado momento e local, enquanto que a definição dos eventos de seca seria a seleção dos eventos incluindo seu início e fim (Hisdal e Tallaksen, 2000). Neste capítulo são discutidos índices de secas.

Para a identificação de regiões com secas persistentes foi possível verificar a criação de diversos índices que utilizam desde precipitação até a inclusão de temperatura, umidade, capacidade de armazenamento no solo, umidade do solo, evapotranspiração, balanços hídricos, cobertura vegetal, análise de imagens de satélite, entre outros.

Foram encontrados diversos estudos que revisaram índices de secas: Bayarjargal *et al.* (2006); Bhuiyan *et al.* (2006); Hayes *et al.* (2007); Heim (2002); Hisdal e Tallaksen (2000); Loucks *et al.* (2005); Nalbantis e Tsakiris (2009); Zargar *et al.* (2011), em geral estes estudos descrevem também a dificuldade de comparação entre seus resultados em virtude dos diferentes objetivos de cada índice.

Em virtude dos diversos usos da água e dos graus de severidades distintas é impossível ter uma definição única para seca (Minetti *et al.*, 2010).

A seguir estão listados alguns dos índices usados nos Estados Unidos da América com seus respectivos anos de criação (Heim, 2002):

- Munger (1916), Kincer (1919) e Blumenstock (1942). São índices baseado em regras para a contagem de dias consecutivos sem chuva. A seguir está a equação ( 2.1 ) para o índice de Munger:

$$\text{Índice de Munger} = \frac{(L_s)^2}{2}, \quad (2.1)$$

onde  $L_s$  corresponde ao número de dias consecutivos onde a chuva de 24 horas é inferior a 1,27mm.

- Índice Padronizado de Precipitação (1993):apresentado em detalhes no item 2.2.2. Corresponde ao desvio da precipitação para uma densidade de probabilidade com Distribuição Normal  $N(0,1)$ ;
- Índice de Marcovitch (1930): se baseia em dados de precipitação e temperatura, conforme a equação ( 2.2 ):

$$\text{Índice de Marcovitch} = \frac{\left(\frac{N_T}{R_v}\right)^2}{2}, \quad (2.2)$$

onde  $N_T$  é o número total com dois ou mais dias consecutivos com temperatura acima de 32,2 °C (90°F) e  $R_v$  corresponde ao número total de dias com chuva durante o verão para os mesmos meses.

○ ;

- Índice de Severidade de Seca de Palmer (1965): calcula um balanço hídrico que considera precipitação, evapotranspiração pelo método de Thornthwaite, capacidade de recarga do solo e perdas de água no solo.;
- Índice de Adequação da Umidade (1957): corresponde à razão entre a evapotranspiração atual e a potencial. Possui uma classificação, onde valores acima de 0,75 não se considera seca e para valores abaixo de 0,75 possui uma faixa de fraca, modera e severa.
- Índice de Umidade para Safras (1968): desenvolvido para avaliar as condições de umidade do solo a cada semana nas regiões de produção agrícola, considera dados de precipitação e temperatura para a determinação da umidade do solo.;
- Índice de Abastecimento de Água Superficial (1981): utiliza dados de precipitação, vazão, neve e de reservatórios, e se calcula com base na probabilidade de não excedência mensal a partir de registros históricos disponíveis;
- Índice da Condição Vegetal (1995): utiliza a radiância de satélite *AVHRR* (*Advanced Very High Resolution Radiometer*) ajustada a condições do solo, clima e vegetação;

- Monitoramento de Seca (1999): não é um índice, corresponde a uma integração de diversos índices e de seca, critérios e validações com o objetivo de auxiliar na interpretação e na classificação das secas.

Num estudo mais recente (Zargar *et al.*, 2011), analisou 78 índices de seca e argumenta que além dos tipos de secas, as secas são descritas com três características fundamentais que são severidade ou magnitude (déficit acumulado), duração e distribuição espacial, cita também algumas outras características como frequência, previsibilidade, intensidade (déficit dividido pela duração), entre outras, mas destaca que os termos não têm definições universais.

Dentre os índices avaliados (Zargar *et al.*, 2011), abaixo estão descritos os índices considerados como mais utilizados:

- Porcentagem da precipitação normal refere-se a divisão entre a precipitação num determinado mês ou ano pela precipitação normal, calculada em geral, pela média dos últimos 30 anos. É uma forma simples de apresentação, mas não possui robustez pois não pode ser comparado com valores de outros locais, não há uma avaliação estatística.
- Décimos considera a precipitação mensal e divide em partes de 10%, em geral considera apenas o 10% mais baixos. Os primeiros 5% são considerados como severo e os outros 5% como sério.
- Índice de precipitação padronizado (*SPI – standardized precipitation index*) é parecido com o método da porcentagem da precipitação normal, mas é melhor que este, pois transforma a distribuição da precipitação para uma distribuição normal utilizando uma transformação de igual probabilidade. Um importante aspecto é a possibilidade de calcular níveis de seca para diferentes escalas de tempo. Destaca-se ainda que este parâmetro foi o recomendado pela Organização Mundial de Meteorologia para ser utilizado como índice meteorológico (Chair, 2012).
- Índice de Severidade de Seca de Palmer (*PDSI – Palmer Drought Severity Index*) se baseia na seca no nos usuários de recursos hídricos. Necessita de precipitação, temperatura e quantidade de água no solo

disponível como dados de entrada e como resultado se obtêm evapotranspiração, escoamento superficial, recarga de solo e umidade.

- Índice de Vegetação de Diferenças normalizadas considera o sensoriamento remoto para medir as condições da vegetação, utiliza um radiômetro avançado com altíssima resolução.
- Índice de Monitoramento da Seca dos Estados Unidos é um índice de seca composto, integra múltiplos índices como o *SPI*, *PDSI*, vegetação e outras condições hidrológicas. Em virtude da composição de índices pode ser utilizado para diversos tipos de seca. Atualmente, é mais conhecido e utilizado nos Estados Unidos da América, mas tem aumentado o seu uso fora do país também.

Foram comparados diversos índices de secas e que estes índices baseados em dados de satélites e os meteorológicos: i) representaram razoavelmente os anos secos, ii) que não há concordância entre o Índice Padrão de Nível de Água e os baseados em dados de satélite, demonstrando que dados locais não são suficiente para comparar com índices regionais, iii) que foram obtidas baixas correlações entre índices de secas de dados de satélites e observações meteorológicas, e iv) que destacam a importância de se estudar os índices de secas para evidenciar suas eficiências na representação das secas (Bayarjargal *et al.*, 2006).

Diversos índices, tais como, *SPI*, Índice Padrão de Nível de Água (*SWI – Standardised Water-Level Index*), Índice da Condição Vegetal, Índice da Condição de Temperatura, Índice de Saúde Vegetal (*VHI – Vegetation Health Index*), foram utilizados para analisar variações espaciais e temporais durante épocas de monções ou não para a região de Aravalli na Índia (Bhuiyan, Singh e Kogan, 2006). As diferentes análises de secas demonstraram que não há correlação linear entre os índices meteorológicos, hidrológicos e da vegetação. E destacam que índices negativos de *SPI* não correspondem necessariamente ao estresse hídrico e ao impacto no crescimento vegetal e que, por isso, recomendam a utilização dos índices *SWI* e *VHI*, que são obtidos através de dados de sensores denominados de Radiômetros Avançados de Alta Resolução, disponibilizados pelos satélites do *NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration)*. Isto demonstra o interesse do autor no estresse hídrico e não apenas na seca meteorológica, bem como a dificuldade em relacionar os resultados observados.

Quando são observados apenas os índices meteorológicos, a WMO (2009) sugere que seja adotado o *SPI* para a caracterização de secas meteorológicas.

O método do *SPI* possui credibilidade e relevância técnica e política, pois permite a gestão das secas, a identificação de áreas críticas, facilita a comparação entre locais distintos, permite a definição de limites e o monitoramento do andamento (Karavitis *et al.*, 2011).

O *SPI* têm resultados melhores em relação ao *PDI* e tem como vantagem a simplicidade do método e possibilidade de avaliar outras escalas temporais (Hayes *et al.*, 1999).

Na cidade de Campinas foi aplicado o método do *SPI* para avaliar a série histórica de 1890 a 2007, foi possível identificar os eventos, sua variabilidade, mas não foi possível identificar uma influência marcante com o fenômeno do El Niño Oscilação Sul (ENOS), por fim recomenda a utilização o índice *SPI* (Blain e Kayano, 2011).

A Distribuição de Probabilidade Multivariada de Copula que considera que a probabilidade marginal de cada variável é distribuída uniformemente, permitindo descrever a dependência entre variáveis aleatórias. Os cálculos foram aplicados ao Índice de Seca *SPI*, considerando a duração da seca, os valores médios e mínimos do *SPI* e o valor médio do *SPI* por área. Os resultados entre as distribuições empírica e teórica foram consideradas adequadas e foi possível estimar os tempos de recorrência dos eventos de seca (Serinaldi *et al.*, 2009).

Entre os autores que aplicaram o *SPI*, alguns deles avaliaram as distribuições utilizadas nos ajustes de forma a reduzir os erros nos valores obtidos e ressaltam a necessidade da escolha correta. Para várias regiões dos Estados Unidos da América, a distribuição que foi considerada a mais apropriada foi a Pearson Tipo III (Guttman, 1998). O método originalmente sugere a utilização da distribuição gama (McKee, Doesken e Kleist, 1993).

A caracterização das secas envolve variáveis climáticas e hidrológicas. O entendimento das relações destes parâmetros é necessário para desenvolver medidas para mitigar os eventos de seca. São descritos diversos índices de seca, relacionando a seca com as mudanças e a variabilidade climática e comparando a seca com outros desastres naturais, destacando que a seca pode ser potencializada pelo mau uso da terra. Também citam diversos autores que estudaram a relação das teleconexões entre fenômenos de grande escala e as secas (Mishra e Singh, 2010).

### 2.1.2 Conclusões relevantes

As conclusões relevantes da revisão da literatura são de que: i) há diversas definições de secas, ii) para cada definição é possível encontrar vários índices de secas e iii) para cada índice existem variáveis variáveis.

As variáveis mais encontradas nos índices de secas são precipitação e temperatura, mas também estão a evapotranspiração, características do solo como umidade e capacidade de armazenamento, também estão a vazão dos corpos hídricos com as demandas de recursos hídricos.

Existem ainda uma gama nova de índices baseados em imagens de satélite que avaliam os espectros das bandas para avaliar uso do solo, vegetação, neve, albedo, umidade do solo, entre várias outras informações.

Considerando que a estrutura da pesquisa propõe utilizar dados de precipitação para a aplicação de um modelo de transformação chuva-vazão, em função de existirem muitos tipos de índices, da disponibilidade de dados, da simplicidade do método e por encontrar diversos autores recomendando o método, optou-se por utilizar o Índice Padronizado de Precipitação (*SPI – Standardized Precipitation Index*).

Desta maneira, optou-se por utilizar o conceito de seca meteorológica, onde o interesse principal está no comportamento da precipitação. Deve-se ainda destacar que nem toda a seca meteorológica pode resultar numa seca hidrológica. No Capítulo 4, por meio do modelo de transformação chuva-vazão será avaliada a seca hidrológica.

## 2.2 MATERIAIS E MÉTODOS

As etapas realizadas foram: a) obtenção e preparação dos dados, b) seleção das estações principais, d) criação de uma grade para distribuição mais homogênea das séries de precipitações, d) determinação do *SPI*, e) aplicação da análise fatorial sobre as informações pluviométricas.

### 2.2.1 Seleção das estações principais

Foram coletados os dados de séries de precipitação de totais diários dos seguintes órgãos: Agência Nacional de Águas (ANA), Instituto de Águas do Paraná (AGUASPARANÁ), Instituto Agrônomo do Paraná (IAPAR) e Departamento de Águas e Energia Elétrica (DAEE-SP) do Estado de São Paulo. A consulta foi realizada durante o ano de 2014.

Para a obtenção dos dados, foram consultados diretamente os Órgãos Estaduais de Recursos Hídricos e a Agência Nacional de Águas (ANA). Também foi necessário desenvolver ferramentas computacionais para a obtenção automática dos dados através da internet.

Em função da deficiência de dados na ANA, utilizou-se preferencialmente informações dos Órgãos Estaduais.

A seleção das estações principais teve como objetivo garantir que o estudo fosse realizado com as estações em operação há mais tempo e que não apresentem muitas falhas ou períodos curtos que pudessem inviabilizar uma análise com índices climáticos de variabilidade de menor frequência. Este procedimento é considerado padrão em estudos hidrológicos.

Esta premissa poderia ser comparada com outros procedimentos adotados em estudos meteorológicos que utilizam todos os dados disponíveis, retirando dados espúrios, para obter uma precipitação regional mais representativa.

Para compatibilizar a diferença de abordagens, hidrológicas e meteorológicas, a quantidade de falhas consideradas como aceitáveis foi de 25% e 50%.

Para a seleção das estações pluviométricas foram calculadas a quantidade de falhas na chuva diária a cada ano. Se cada ano não tivesse mais que o limite definido de falhas, este ano era considerado válido.

Foram realizados diversos agrupamentos, com períodos de 50, 55, 60 e 65 anos, iniciando de 1923 até dezembro de 2013.

Foram gerados mapas, a partir de 1940, de ano em ano, com duração mínima de 10 anos. As durações foram incrementadas de 5 anos até a duração máxima de 65 anos.

Após a seleção das estações que atendem aos limites estabelecidos, foram calculadas outras características mensais para cada estação pluviométrica, além da

precipitação total mensal: dias com chuva e sem chuva por mês, sequência de dias com chuva e sem chuva por mês e precipitação diária máxima para cada mês. Todas estas características auxiliaram na identificação de *outliers* e de outros tipos de erros.

Antes do cálculo do SPI foi necessário preencher as falhas de observação e utilizou-se o método baseado em Tabony (1983), descrito a seguir. Isto foi feito visando um aumento da abrangência espacial do conjunto, uma vez que algumas ferramentas estatísticas e o cálculo do SPI exigem séries de dados completos.

Para preencher a falta de observações de uma determinada estação, foram utilizadas as estações vizinhas que atendem aos seguintes critérios:

- Possuir pelo menos 10 anos de superposição. Estes anos não necessitam ser consecutivos, mas precisam estar completos, sem falhas;
- Possuir correlação com nível de significância de 0,05;
- Possuir dado em alguma das datas faltantes da estação com falha.

Após a seleção das estações no entorno, é aplicada a equação ( 2.3 ) de regressão linear:

$$P(t) = aP_v(t) + b, \quad (2.3)$$

onde,  $t$  é a escala temporal,  $P(t)$  corresponde à estação pluviométrica com falha,  $P_v(t)$  é a estação pluviométrica vizinha com dados completos,  $a$  é o coeficiente angular da reta de regressão e  $b$  é o coeficiente linear.

O método aplicado para preencher as séries, pode apresentar alguns problemas quando são utilizadas séries com médias muito diferentes (Saboia, 2010). Após preenchimento dos dados, os resultados são avaliados para identificar se há valores incorretos.

Para o período selecionado, foram calculadas: a) precipitações mensal, trimestral, anual e máxima diária mensal e anual, b) quantidade de dias chuvosos e secos mensal, trimestral e anual, c) sequência de dias consecutivos chuvosos e secos mensal, trimestral e anual e d) *SPI*.

Para todos estes indicadores foram calculadas as estatísticas mensais básicas para cada estação pluviométrica contendo, antes do preenchimento: número de meses avaliados, quantidade de meses com falhas, mínimo, máximo, 1º quartil, 3º quartil, média, mediana, variância, desvio padrão, coeficiente de assimetria e coeficiente de curtose, média do erro padrão, limite inferior e superior do erro padrão.

Considerando a comparação elaborada por Tedeschi (2008), que conclui que qualitativamente os resultados são iguais usando estações ou usando quadrículas, que as regiões com anomalias significativas são as mesmas, só que mais extensas, foi decidido o uso de quadrículas (grades). Assim, as características dominantes são realçadas pelo uso de valores médios de quadrículas.

Antes do cálculo do *SPI*, os valores pontuais foram transformados em valores médios da grade. A precipitação para cada grade corresponde à média aritmética das estações posicionadas dentro de um círculo circunscrito traçado do centro da quadrícula.

O tamanho e a posição exata da grade foram definidos através de um processo iterativo buscando que toda quadrícula tivesse pelo menos uma estação pluviométrica, desta maneira toda a região de estudo teria cobertura de dados.

Além da determinação da chuva média para cada quadrícula, também foi realizada uma análise em cada quadrícula através da curva duplo-acumulativa e da curva de massa residual. Para a curva de massa residual foram consideradas três possibilidades de resíduo: i) descontando média das demais estações dentro da quadrícula do valor observado em cada estação, ii) descontando sua média de longo período do valor observado em cada estação e iii) descontando sua média de longo período apenas do período comum, entre 1959 a 2008, do valor observado em cada estação.

O método utilizado para o traçado da curva de massa residual é descrita por Searcy e Hardison (1960). Segundo os autores, pequenos desvios ficam escondidos numa curva de massa e são amplificados numa curva de massa residual e na curva de massa residual estes desvios correspondem a pontos com valores máximos ou mínimos.

O objetivo é visualizar de forma mais clara as variações entre as variáveis analisadas e identificar as modificações de comportamento através dos picos máximos e mínimos.

### 2.2.2 Determinação do *SPI*

O *SPI* corresponde ao número de desvios padrão de que a precipitação cumulativa observada se afasta da média climatológica, para uma variável aleatória com distribuição normal. Como a precipitação não apresenta distribuição normal, é aplicada uma transformação, seguida do ajuste da distribuição normal. Este método foi desenvolvido por (McKee, Doesken e Kleist, 1993). O *SPI* pode ser calculado para diferentes escalas de tempo, que corresponde ao período durante o qual se acumula o valor de precipitação, por exemplo: *SPI*-1 corresponde à precipitação mensal, o *SPI*-3 corresponde à precipitação acumulada em períodos de 3 meses, e assim por diante. O *SPI* pode ser usado para identificar períodos úmidos e secos e a Organização Meteorológica Mundial recomenda que este índice deva ser usado para monitorar secas.

Após a obtenção da precipitação média por quadrícula, são calculadas séries de *SPI* para períodos de 3, 6, 12, 24, 48 e 60 meses.

O método de cálculo do *SPI* é baseado na precipitação média para um período escolhido. A esta série de dados é ajustada uma distribuição de probabilidade, em geral a distribuição mista considerando a distribuição gama com a de bernoulli, que depois é transformada numa distribuição normal, e a média do *SPI* será igual a zero (Chair, 2012).

Os pontos fortes correspondem à flexibilidade da escala temporal, em função da normalização dos dados é possível comparar distintas regiões com diferentes climatologias e pela categorização da severidade dos eventos e sua probabilidade de ocorrência. Também destaca alguns pontos fracos, entre eles, que é baseado apenas em precipitação, portanto, não é possível fazer um balanço hídrico do solo e se estimar a evaporação e evapotranspiração (Chair, 2012).

Outros limitantes são: o tamanho da série pluviometria, pois a alteração do tamanho da série modifica os parâmetros de forma e escala nas Distribuições ajustadas e que em regiões com climas secos, onde sazonalmente não ocorrem chuvas, a distribuição normal para escalas de tempo curtas não terá um bom ajuste (Mishra e Singh, 2010).

A Tabela 1 demonstra valores característicos de magnitude das secas e a Tabela 2 apresenta as probabilidades de recorrência.

TABELA 1 – MAGNITUDES DE SPI

≥2,00	Extremamente úmido
Entre 1,5 e 1,99	Severamente úmido
Entre 1,0 e 1,49	Moderadamente úmido
Entre -0,99 e 0,99	Dentro do normal
Entre -1,0 e -1,49	Moderadamente seco
Entre -1,5 e -1,99	Severamente seco
≤ -2,0	Extremamente seco

Fonte: (Chair, 2012)

Além dos valores obtidos do *SPI*, são utilizados os dados de precipitação na escala mensal, para determinar as sequências úmidas e secas e número de dias sem chuvas, de maneira a conhecer todas as características das secas e sua persistência.

TABELA 2 – TEMPO DE RECORRÊNCIA SPI

SPI	Categoria	Severidade do Evento
Entre -0,99 e 0	Dentro do normal	Entre 1 a cada 6,2 anos e 1 a cada 2 anos
Entre -1,0 e -1,49	Moderadamente seco	Entre 1 a cada 6,3 anos e 1 a cada 14,7 anos
Entre -1,5 e -1,99	Severamente seco	Entre 1 a cada 15 anos e 1 a cada 42,9 anos
≤ -2,0	Extremamente seco	Acima de 1 a cada 44 anos

Fonte: adaptado de Chair (2012)

O método para ajuste das distribuições seguiu o procedimento descrito por Stage et al. (2015) que desenvolveu a rotina SCI disponível na plataforma *R Project*. Foram escolhidas algumas distribuições a serem testadas para verificar o ajuste em relação aos dados observados.

Para a avaliação do ajuste entre as distribuições teóricas e empírica, foram utilizadas as distribuições: Logística, Normal, LogNormal, Gama e Weibull. Para os meses com precipitações igual a zero, foram avaliadas as distribuições Logística, Normal, LogNormal, e as distribuições mistas Bernoulli-LogNormal, Bernoulli-Gama e Bernoulli-Weibull.

As distribuições mistas representam uma maneira útil de descrever a heterogeneidade na distribuição de uma variável, corresponde a distribuição de probabilidade de uma variável aleatória que é derivada de uma coleção de outras variáveis aleatórias. Estas distribuições mistas, possuem as equações ( 2.4 ) e ( 2.5 ):

$$D(x) = \begin{cases} p_0 + (1 - p_0)G(x) & \text{para } x > 0 \\ p_0 & \text{para } x = 0 \end{cases} \quad (2.4)$$

onde  $D(x)$  é a distribuição mista,  $p_0$  é a probabilidade do número de ocorrências de eventos com zero de precipitação e  $G(x)$  pode ser uma distribuição LogNormal ou Gama ou Weibull. A probabilidade do número de ocorrência de eventos com zero de precipitação é calculada pela equação ( 2.5 ):

$$p_0 = \frac{n_p}{(N + 1)}, \quad (2.5)$$

onde,  $n_p$  corresponde ao número de ocorrências de eventos com zero de precipitação e  $N$  ao tamanho da amostra.

O procedimento utilizado para avaliar o melhor ajuste consistiu nos seguintes passos: a) foi utilizada a rotina *fitdist* que faz o ajuste de distribuições univariadas com dados não censurados através do método máxima verossimilhança para a estimativa dos parâmetros, b) foram testados se as distribuições ajustadas tiveram uma boa aderência ao conjunto de dados através dos seguintes testes: Kolmogorov-Smirnov, Cramer-von Mises e Anderson-Darling, Critério de Informação Akaike e Critério de Informação Bayesiano, c) a distribuição para cada mês e para cada estação pluviométrica corresponde à distribuição que ocorreu mais vezes nos 5 testes, d) a distribuição para cada mês, independente da estação pluviométrica, corresponde à moda, ou seja, a distribuição que mais vezes ocorreu em cada mês, e) a distribuição selecionada para ser utilizada para o *SPI*, foi a distribuição que mais vezes ocorreu independente da estação pluviométrica e do mês.

### 2.2.3 Análise fatorial

As primeiras aplicações utilizando a Análise Fatorial (AF) se atribui a dois pesquisadores Charles Spearman e Karl Pearson que procuravam usar esta técnica para desenvolver medidas de inteligência (Figueiredo Filho e Silva Júnior, 2010). Outros pesquisados desenvolveram o conceito, Thurstone elaborou a Análise Fatorial Múltipla e entre diversas outras técnicas, Hotelling desenvolveu o método dos componentes principais. A análise fatorial com componentes principais, segundo Figueiredo Filho e Silva Júnior (2010) é o mais utilizado.

O objetivo principal da AF é descrever, se possível, a estrutura de covariância das variáveis em termos de um número menor de fatores, onde cada fator corresponde a uma combinação linear das variáveis originais. Considera que as variáveis podem ser agrupadas pelas suas correlações, onde dentro de cada grupo as variáveis são altamente correlacionadas e tem baixa correlação com variáveis de outro grupo (Johnson e Wichern, 1998).

A análise fatorial é um procedimento usado para a redução de variáveis, que procura explicar a estrutura de covariâncias entre as variáveis (Figueiredo Filho e Silva Júnior, 2010). Há dois tipos de AF, a exploratória quando não se tem uma estrutura pré-definida conhecida, nem quantas dimensões estão presentes no conjunto de variáveis e a confirmatória quando se deseja testar hipóteses específicas sobre a estrutura de um número de dimensões de um conjunto de variáveis. Aqui será abordada a Análise Fatorial Exploratória.

Para a aplicação da Análise Fatorial são necessários três passos: a) verificar a adequabilidade da base de dados, através do tamanho da amostra, razão entre o número de casos e a quantidade de variáveis e o padrão de correlação entre as variáveis, b) determinar a técnica de extração e o número de fatores a serem extraídos, sendo que o tipo de extração a ser utilizado se baseia no trabalho que utiliza as componentes principais, c) decidir o tipo de rotação dos fatores (Zilli, 2008). A rotação utilizada em seu trabalho foi a ortogonal varimax.

Para a adequabilidade da base de dados se sugerem algumas avaliações. Esta análise pode ser também considerada como uma análise exploratória. Sugerem-se as seguintes: a) análise de correlação, b) teste de ajuste da normalidade, como Kolmogorov-Smirnov, c) gráficos de dispersão comparando valores observados com os esperados para uma distribuição normal, d) medida de adequação Kaiser-Meyer-Olkin (KMO), onde valores na casa de 0,7 se considera que a adequação é razoável e valores superiores a 0,9 a adequação seria ótima, e) Teste de Esfericidade de Barlett (BTS), que testa a hipótese da matriz de correlação ser uma matriz identidade, isto significa que não há correlação entre as variáveis, portanto o que se objetiva é a rejeição à hipótese nula (Vicini, 2005).

O resultado da análise fatorial fornece dois parâmetros: fator de carga e escores de fator. O primeiro representa a variação espacial para cada modo e que corresponde aos autovetores da matriz de correlação dos dados, que indicam as principais direções da variação dos dados, chamados também de modos principais.

O segundo corresponde às componentes principais, que indicam a variação temporal dos dados para cada modo.

A Figura 2 mostra que a matriz de dados tem dimensões  $(n \times N)$ , que a matriz de correlação ou covariância corresponde as variáveis das colunas da matriz de entrada com dimensão  $(n \times n)$ , que a matriz de autovetores corresponde às componentes principais (CP) em função da variável escolhida na matriz de correlação ou covariância, resultando nas dimensões  $(r \times n)$  e apresenta que a matriz de CP relaciona cada componente com a variável disposta nas linhas da matriz de entrada, a matriz tem dimensões  $(r \times N)$ .

A análise fatorial depende da organização das informações com estações, parâmetros e série temporal. Os mais usados são os tipos S e T. No modo S, tenta isolar subgrupos de estações que variam similarmente. No modo T, isola-se subgrupos de observações com similares padrões espaciais, e deste modo, simplifica as séries temporais.

O modo utilizado neste estudo corresponde ao modo S, onde as estações são separadas pelas coordenadas espaciais, para identificar regiões com mesmo comportamento.

Modo	Matriz dos dados	Matriz correlação ou covariância	Matriz de autovetores	Matriz de CPs
O	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     tempo                      1 ... n                      ⋮                      N                 </div>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     tempo                      1 ... n                      ⋮                      n                 </div>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     CP                      1 ... r                      ⋮                      n                 </div>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     CP                      1 ... r                      ⋮                      N                 </div>
P	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     parâmetros                      1 ... n                      ⋮                      N                 </div>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     parâmetros                      1 ... n                      ⋮                      n                 </div>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     CP                      1 ... r                      ⋮                      n                 </div>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     CP                      1 ... r                      ⋮                      N                 </div>
Q	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     estações                      1 ... n                      ⋮                      N                 </div>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     estações                      1 ... n                      ⋮                      n                 </div>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     CP                      1 ... r                      ⋮                      n                 </div>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     CP                      1 ... r                      ⋮                      N                 </div>
R	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     parâmetros                      1 ... n                      ⋮                      N                 </div>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     parâmetros                      1 ... n                      ⋮                      n                 </div>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     CP                      1 ... r                      ⋮                      n                 </div>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     CP                      1 ... r                      ⋮                      N                 </div>
S	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     estações                      1 ... n                      ⋮                      N                 </div>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     estações                      1 ... n                      ⋮                      n                 </div>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     CP                      1 ... r                      ⋮                      n                 </div>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     CP                      1 ... r                      ⋮                      N                 </div>
T	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     tempo                      1 ... n                      ⋮                      N                 </div>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     tempo                      1 ... n                      ⋮                      n                 </div>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     CP                      1 ... r                      ⋮                      n                 </div>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">                     CP                      1 ... r                      ⋮                      N                 </div>

FIGURA 2 – TIPOS DE ORGANIZAÇÃO DOS DADOS PARA OBTENÇÃO DOS MODOS (FERRAZ, 2007)

Após a definição do tipo de organização de dados, deve-se determinar a matriz de correlação ou a matriz de covariância.

Para um Modelo Fatorial Ortogonal, tendo um vetor aleatório  $X$  de média  $\mu$  e matriz de covariâncias  $\Sigma$ , a equação em notação matricial do modelo de análise fatorial corresponde à equação ( 2.6 ):

$$X - \mu = L F + \varepsilon, \tag{ 2.6 }$$

onde  $X$  é o vetor de dados aleatórios observados com dimensão  $(p \times 1)$ ,  $\mu$  corresponde à média de  $X$  com dimensão  $(p \times 1)$ ,  $L$  é a matriz das cargas fatoriais com dimensão  $(p \times m)$ ,  $F$  é o vetor dos fatores comuns não observáveis com dimensão  $(m \times 1)$  e  $\varepsilon$  é o vetor dos fatores específicos ou erros com dimensão  $(p \times 1)$ .

Considerando que podem haver muitos fatores comuns não observáveis, não é possível realizar uma verificação direta, mas assumindo algumas hipóteses, tais como, da aleatoriedade dos vetores  $\mathbf{F}$  e  $\boldsymbol{\varepsilon}$ ,  $E[\mathbf{X}] = \boldsymbol{\mu}$ ,  $E[\mathbf{F}] = E[\boldsymbol{\varepsilon}] = 0$ ,  $Cov(\mathbf{F}) = \mathbf{I}_m$ ,  $Cov(\mathbf{X}) = \mathbf{S}$ ,  $Cov(\boldsymbol{\varepsilon}) = \boldsymbol{\Psi}$ ,  $Cov(\mathbf{F}, \boldsymbol{\varepsilon}) = 0$ , implica no modelo ter algumas relações nas covariâncias, que podem ser verificadas (Johnson e Wichern, 1998).

Estas suposições correspondem a que todos os fatores têm médias iguais a zero, são não correlacionadas e com variâncias iguais a 1, que todos os erros têm médias iguais à zero, são não correlacionados e não necessariamente têm a mesma variância.

A equação da matriz de covariâncias corresponde a equação ( 2.7 ):

$$\mathbf{S} = \mathbf{L}\mathbf{L}' + \boldsymbol{\Psi}, \quad (2.7)$$

onde  $\mathbf{S}$  é a matriz de covariância de  $\mathbf{X}$  e  $\boldsymbol{\Psi}$  é a matriz de variâncias do erro aleatório.

Destaca-se que na maioria dos casos, as matrizes de covariâncias não se aplicam na equação ( 2.7 ), onde o número de fatores ( $m$ ) é inferior ao número de variáveis observadas ( $p$ ). Para tanto, propõe desconsiderar os fatores correspondentes ao  $\boldsymbol{\varepsilon}$ .

Os elementos da diagonal da matriz  $\mathbf{L}\mathbf{L}'$  são denominados de comunalidades ou variâncias comuns, conforme equação ( 2.8 ):

$$\hat{h}_i^2 = \hat{l}_{i1}^2 + \dots + \hat{l}_{im}^2, \quad (2.8)$$

onde  $\hat{h}$  é a estimativa das comunalidades,  $\hat{l}$  é a estimativa das cargas fatoriais.

O procedimento para o método das componentes principais se baseia no Teorema da Decomposição Espectral da matriz de correlação ( $\mathbf{R}_{p \times p}$ ). Por este teorema, a matriz de correlação pode ser decomposta como uma soma de ( $p$ ) matrizes, em que cada uma está relacionada com um autovalor da matriz  $\mathbf{R}$ .

Desta maneira, os fatores ( $\mathbf{L}$ ) podem ter a seguinte aproximação ( 2.9 ):

$$\hat{\mathbf{L}} = [\sqrt{\lambda_1}\mathbf{e}_1 \quad \sqrt{\lambda_2}\mathbf{e}_2 \quad \dots \quad \sqrt{\lambda_m}\mathbf{e}_m], \quad (2.9)$$

onde  $\lambda$  – Autovalor,  $e$  – Autovetor.

Os autovalores (*eigenvalues*) são obtidos destas matrizes, cujo objetivo é obter um conjunto de vetores independentes, não correlacionados, que explicam o máximo da variabilidade dos dados. Cada fator indica o total da variância que explica.

A estimativa das variâncias específicas ( $\hat{\Psi}$ ) é determinada pelos elementos da diagonal da matriz  $S - L L'$ , caso seja com a matriz de correlação  $R - L L'$ .

Na sequência é necessário determinar as cargas fatoriais (*factor loadings*) que são as correlações entre as variáveis originais e os fatores. Quanto maior a carga fatorial, maior a correlação com determinado fator. O modelo fatorial se assemelha a um modelo de regressão múltipla e pode-se estimar o vetor ( $F$ ) através do método de mínimos quadrados ponderados ( 2.10 ) (Johnson e Wichern, 1998):

$$\hat{F} = (\hat{L}'\hat{\Psi}^{-1}\hat{L})^{-1}\hat{L}'\hat{\Psi}^{-1}(X - \bar{x}) \quad (2.10)$$

Cada fator específico está associado apenas a uma variável  $X_i$ . Os fatores extraídos, conforme apresentados acima, frequentemente geram muitas dúvidas na interpretação, para auxiliar no entendimento dos resultados, normalmente, aplica-se a rotação. Há dois tipos de procedimentos para rotação da solução, a rotação ortogonal ou varimax, que mantêm os fatores não correlacionados e a rotação oblíqua que torna os fatores correlacionados entre si.

A seguir está descrito brevemente o cálculo da rotação ortogonal. No caso de uma matriz ortogonal, temos a equação ( 2.11 ):

$$X - \mu = L T T' F + \varepsilon, \quad (2.11)$$

onde  $T_{m \times m}$  é a matriz ortogonal qualquer,  $I_m$  é a matriz identidade e  $T T' = I_m$ .

Desta maneira, pode-se dizer que a matriz  $\hat{L}^* = \hat{L} T$  contém os fatores originais transformados pela rotação ortogonal.

No caso do critério varimax, define-se inicialmente que  $\tilde{l}_{ij}^* = \hat{l}_{ij}^* / \hat{h}_i$  é o coeficiente de rotação. Os dados observados  $X$  são padronizados através de  $Z =$

$V^{-0,5}(X - \mu)$ . E procedimento consiste em maximizar  $V$  através da matriz ortogonal  $T$  (2.12):

$$V = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^m \left[ \sum_{i=1}^p \tilde{l}_{ij}^*{}^4 - \left( \sum_{i=1}^p \tilde{l}_{ij}^*{}^2 \right)^2 / p \right] \quad (2.12)$$

Para identificar a região para o estudo de caso, o método selecionado foi a aplicação da análise fatorial com rotação varimax e extração dos dados através dos componentes principais nos dados de precipitação (*SPI*), obtendo a região com maior variabilidade.

Neste estudo aplicou-se a Análise Fatorial exploratória. Para o cálculo da Análise Fatorial devem ser seguidas as seguintes etapas.

Cada quadricula corresponde a uma variável e os modos obtidos simplificam e agrupam as quadrículas com mesma variabilidade e correlacionadas.

A análise fatorial foi aplicada para a grade utilizando um programa desenvolvido pelo Laboratório de Meteorologia do Departamento de Física da Universidade Federal do Paraná. Para efeito de comparação, também foi utilizada uma biblioteca disponível na linguagem R, tanto para as estações pluviométricas, quanto para a grade.

Os resultados obtidos foram semelhantes. A seguir, uma breve descrição dos resultados.

No Laboratório de Meteorologia, foram utilizadas as mesmas estações pluviométricas com o mesmo procedimento para preenchimento dos dados ausentes. Ao gerar a grade para a região de estudo, optou-se por utilizar uma grade quadrada com largura de 1º e as quadrículas sem dados foram preenchidas utilizando o mesmo método apresentado para as estações pluviométricas.

A segunda opção foi utilizar a grade definida anteriormente em função da localização das estações pluviométricas, não necessitando o preenchimento da grade. Foi também incluída uma terceira opção analisando diretamente as estações pluviométricas.

## 2.3 RESULTADOS

Neste item são apresentados os principais resultados obtidos, desde a seleção dos dados, consistência, análise das características pluviométricas e aplicação da análise fatorial.

### 2.3.1 Pré-seleção das estações pluviométricas

Através do inventário da ANA, foram pré-selecionadas todas as estações pluviométricas, num total de 7.954, nos seguintes Estados: Santa Catarina, Paraná, São Paulo, Mato Grosso do Sul, e também na Argentina e Paraguai.

Os dados da ANA foram acessados através da internet com o recurso denominado *Web Service*, que facilita a comunicação e a integração de sistemas através da Internet. O portal da ANA que permite acessar este serviço é: <http://hidroweb.ana.gov.br/fcthservices/mma.asmx>.

Foram escolhidas apenas as estações pluviométricas com mais de 10 anos de operação, independentemente de estarem extintas, resultando em 1.720. Com o desenvolvimento de uma rotina em *visual basic application (VBA)*, as estações selecionadas foram solicitadas pelo protocolo *Web Service*, porém apenas 1.011 foram obtidas com sucesso, as demais estações não estavam disponíveis.

Como forma de validar os dados obtidos, foram comparadas as informações entre *Web Service* e dados obtidos pelo Hidroweb. A ANA foi consultada em relação às diferenças encontradas (tanto o período com dados disponíveis era diferente quanto os valores de precipitação diária) e não foram obtidas explicações. Em função destas diferenças, foram solicitados à ANA os dados disponíveis no *site* da Hidroweb, em detrimento dos obtidos através do serviço *Web Service*.

Da ANA foram recebidos dados de 3.121 estações pluviométricas, nos seguintes Estados: Santa Catarina, Paraná, São Paulo, Mato Grosso do Sul, Argentina e Paraguai, do AGUASPARANÁ e do IAPAR foram recebidos 1.153 e do DAEE-SP foram 1.017.

Conforme método apresentado, foram realizados agrupamentos com períodos de 50, 55, 60 e 65 anos para identificar os períodos com maior número de estações pluviométricas. A Tabela 3 é apresentado o resultado para o período de 50

anos com até 50% de falhas e no Apêndice A1 estão as demais tabelas (Tabela 28 até a Tabela 34).

A primeira estação pluviométrica instalada na região em estudo foi em 1923 e que atende aos períodos avaliados. Em virtude do baixo número de estações distribuídas dentro do Estado do Paraná e no entorno, optou-se por trabalhar com 50 anos de dados e permitir maior quantidade de falhas.

TABELA 3 – AGRUPAMENTO CONSIDERANDO PERÍODO DE OBSERVAÇÃO COM 50 ANOS E POSSIBILIDADE DE 50% DE FALHAS

Período	Nº Estações	Período	Nº Estações	Período	Nº Estações
1923 - 1972	1	1937 - 1986	7	1951 - 2000	69
1924 - 1973	1	1938 - 1987	11	1952 - 2001	71
1925 - 1974	1	1939 - 1988	19	1953 - 2002	76
1926 - 1975	1	1940 - 1989	25	1954 - 2003	81
1927 - 1976	1	1941 - 1990	32	1955 - 2004	90
1928 - 1977	1	1942 - 1991	35	1956 - 2005	98
1929 - 1978	3	1943 - 1992	36	1957 - 2006	105
1930 - 1979	3	1944 - 1993	37	1958 - 2007	111
1931 - 1980	3	1945 - 1994	41	1959 - 2008	116
1932 - 1981	3	1946 - 1995	52	1960 - 2009	111
1933 - 1982	3	1947 - 1996	56	1961 - 2010	109
1934 - 1983	4	1948 - 1997	58	1962 - 2011	108
1935 - 1984	4	1949 - 1998	60	1963 - 2012	106
1936 - 1985	4	1950 - 1999	68	1964 - 2013	102

Foram produzidos diversos mapas, um para cada período apresentado nas tabelas, num total de 438, com a distribuição espacial das estações disponíveis nos agrupamentos apresentados. Para as análises de variabilidade climática se optou por durações com, no mínimo 50 anos, e o período escolhido por apresentar maior quantidade de dados e a melhor distribuição espacial das estações pluviométricas foi de 1959 a 2008.

Considerando a disponibilidade de dados para um período de 50 anos e que as falhas em cada ano não ultrapassem os 50%, foram produzidas as Figura 3 e Figura 4. A seguir são mostrados dois mapas na Figura 3, o primeiro correspondendo as informações da ANA, o segundo incluindo os dados do ÁGUAS PARANÁ, IAPAR e DAEE-SP. Por meio do mapa na direita da Figura 3, percebe-se claramente que o Estado de São Paulo, possui uma densidade superior de estações pluviométricas. No

Estado do Paraná existe uma distribuição mais uniforme na bacia do Rio Iguaçu e próximo do litoral.

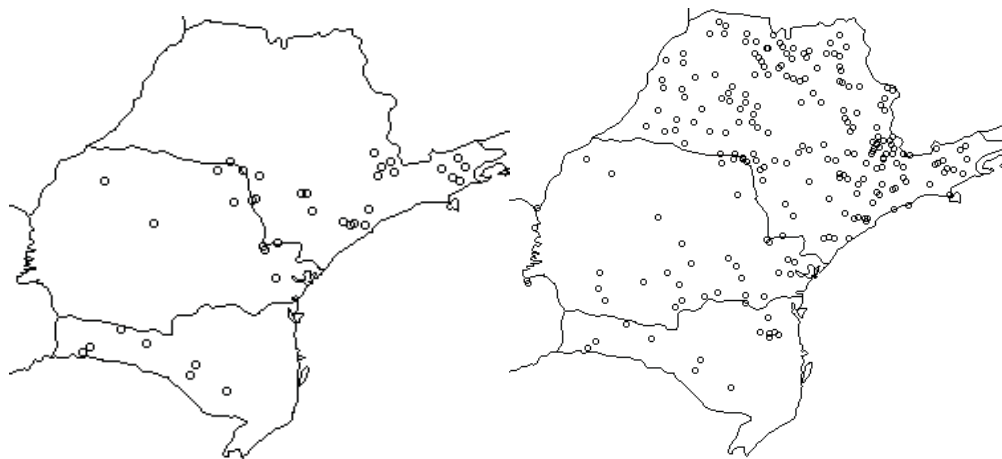


FIGURA 3 – DISTRIBUIÇÃO DAS ESTAÇÕES PLUVIOMÉTRICAS NO PERÍODO DE 1959 A 2008. O MAPA DA ESQUERDA CORRESPONDE AOS DADOS DISPONÍVEIS NA ANA, O MAPA DA DIREITA CORRESPONDE AOS DADOS DISPONÍVEIS APÓS A CONSULTA NO AGUAS PARANÁ, IAPAR E DAEE-SP.

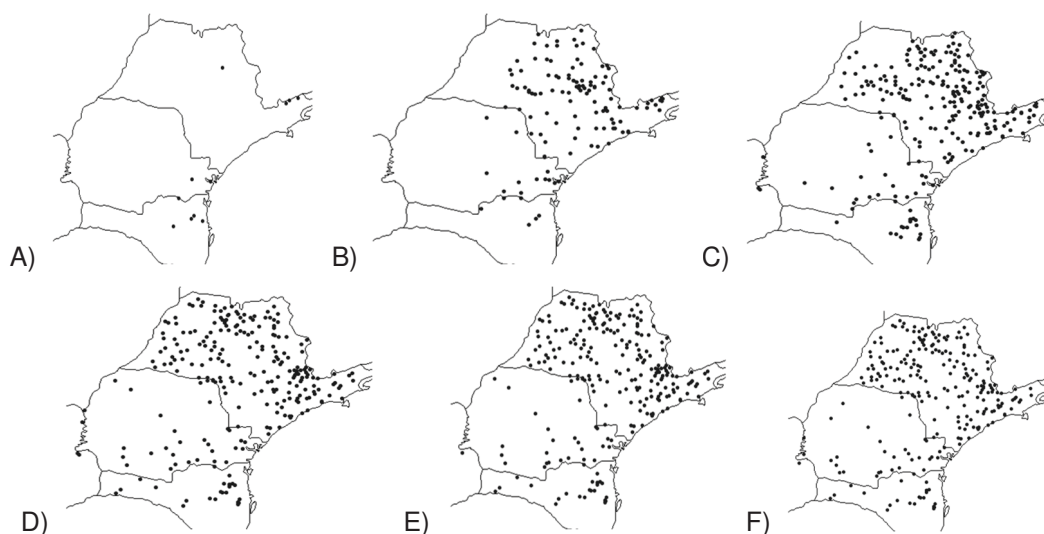


FIGURA 4 – EVOLUÇÃO ESPACIAL DAS ESTAÇÕES PLUVIOMÉTRICAS SEGUNDO OS CRITÉRIOS DEFINIDOS: A) 1930-1979, B) 1940-1989, C) 1950-1999, D) 1959-2008, E) 1960-2009, F) 1964-2013

Analisando-se os mapas da Figura 4, pode-se verificar como o Estado do Paraná tardou em instalar estações pluviométricas no interior do Estado, principalmente em relação ao Estado de São Paulo e que a instalação se deu de leste para oeste.

Após a análise do período comum de 50 anos das estações de pluviometria e considerando as estações dentro de uma distância de no máximo 150 km da divisa estadual do Paraná, foram obtidas 116 estações que atendiam aos critérios.

A Figura 5 apresenta a posição inicial que está nas coordenadas,  $28^{\circ}$  S e  $56,125^{\circ}$  L e o tamanho final da grade de  $1,25^{\circ}$ . Para cada quadrícula foi atribuído um código que corresponde às coordenadas do seu centro, iniciando com a longitude (eixo horizontal) e depois com a latitude (eixo vertical). O código possui oito dígitos, quatro para a longitude e quatro para a latitude. Os círculos tracejados correspondem ao círculo circunscrito traçado do centro de cada quadrícula.

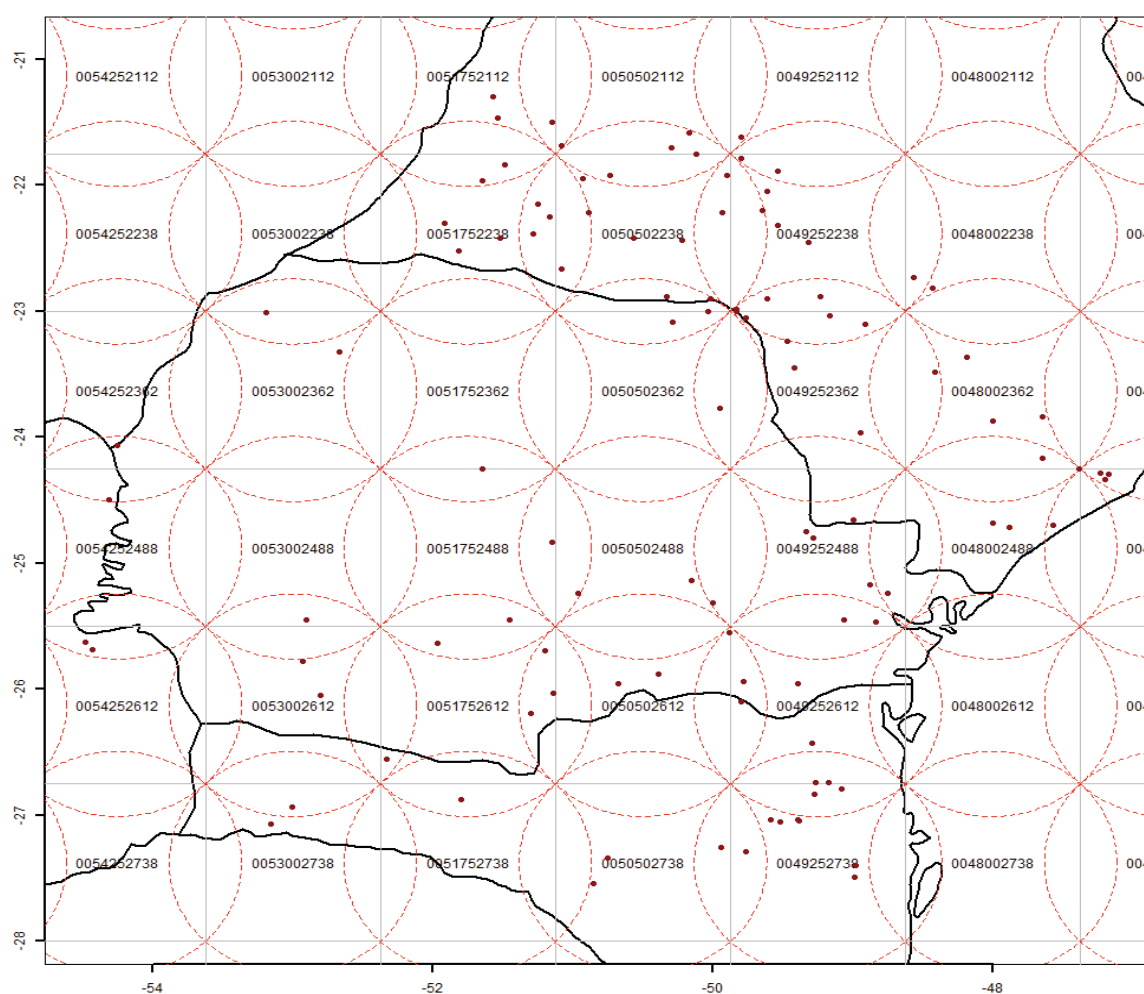


FIGURA 5 – POSIÇÃO, TAMANHO DA GRADE E ÁREA DE ABRANGÊNCIA PARA DETERMINAÇÃO DA CHUVA MÉDIA PARA CADA QUADRÍCULA NA REGIÃO EM ESTUDO

A Tabela 4 apresenta as estações pluviométricas que foram consideradas em cada quadrícula para obter a precipitação média na quadrícula.

TABELA 4 – QUADRICULAS COM O PERÍODO COMUM DOS DADOS E SUAS ESTAÇÕES PLUVIOMÉTRICAS

Grupo	Período	Estações
54252612	01/09/1949 - 01/11/2008	02554001, 02554002
54252488	01/09/1949 - 01/11/2008	02454000, 02454001, 02554001, 02554002
54252362	01/02/1941 - 01/12/2008	02454000, 02454001
53002738	01/06/1959 - 01/06/2014	02653007, 02753006
53002612	01/11/1957 - 01/02/2014	02552000, 02552001, 02652000, 02652009, 02653007
53002362	01/11/1957 - 01/03/2013	02352000, 02353001
51752612	01/11/1957 - 01/10/2008	02551000, 02551001, 02551004, 02651001, 02651005, 02651013, 02652000
51752488	01/09/1956 - 01/10/2008	02451003, 02451014, 02550000, 02551000, 02551004
51752362	01/01/1959 - 31/12/2008	02451003
51752238	01/06/1957 - 01/09/2013	02151017, 02151059, 02250009, 02251009, 02251010, 02251012, 02251013, 02251014, 02251015, 02251018
51752112	01/05/1957 - 01/09/2013	02151005, 0 2151006, 02151010, 02151013, 02151017, 02151059
50502738	01/05/1959 - 01/02/2014	02749006, 02749013, 02750008, 02750009
50502612	01/06/1948 - 01/02/2014	02549000, 02549001, 02550001, 02550005
50502488	01/09/1956 - 01/09/2013	02451003, 02550000, 02550003, 02550015
50502362	01/04/1957 - 01/07/2012	02250023, 02250024, 02349033, 02350002, 02350017
50502238	01/01/1955 - 01/03/2013	02149028, 02150026, 02150029, 02150030, 02150038, 02150040, 02249006, 02249008, 02250009, 02250013, 02250023, 02250024, 02250063
50502112	01/02/1956 - 01/08/2012	02149017, 02150026, 02150029, 02150030, 02150038, 02151005
49252738	01/11/1945 - 01/09/2013	02649002, 02649004, 02649008, 02649010, 02748003, 02749000, 02749001, 02749005
49252612	01/09/1939 - 01/01/2014	02548000, 02549000
49252488	01/07/1958 - 01/01/2013	02449000, 02449006, 02449007, 02548000, 02548001, 02548003, 02549004
49252362	01/06/1955 - 01/12/2012	02249029, 02249032, 02249034, 02249058, 02348008, 02348017, 02348031, 02349002, 02349004, 02349011, 02349016
49252112	01/01/1954 - 01/11/2013	02149017, 02149022, 02149064
48002488	01/01/1958 - 01/08/2013	02447009, 02447034, 02447036, 02447037, 02447043
48002362	01/04/1959 - 01/09/2011	02347049, 02347050, 02348014, 02348017, 02447009, 02447043
48002238	01/08/1954 - 01/11/2013	02248026, 02248029
46752488	01/11/1957 - 01/12/2013	02447013, 02447016
46752362	01/11/1957 - 01/12/2013	02447013, 02447016, 02447045

### 2.3.2 Pré-análise dos dados de precipitação

Foram geradas diversas tabelas e gráficos para cada quadrícula. A seguir é apresentado um exemplo de uma quadrícula na região noroeste do Estado do Paraná.

A quadrícula com código 53002362, cujas coordenadas são 53° L e 23,625° S, possui período comum de dados entre 11/1957 e 03/2013, e as estações pluviométricas que estão contidas na quadrícula são: 02352000 e 02353001. Para esta quadrícula são apresentadas, as análises das características das estações.

A Tabela 5 apresenta as estações pluviométricas com nome, código, data de instalação e última data recebida para a Quadrícula 53002362.

TABELA 5 – ESTAÇÕES PLUVIOMÉTRICA PERTENCENTES À QUADRÍCULA 53002362

Estação (código)	PORTO PARAÍSO DO NORTE (02352000)	SANTA ISABEL DO IVAÍ (02353001)
Data Instalação	03/01/1953	10/01/1957
Data dados recebidos	31/12/2014	31/12/2014

Neste exemplo, a curva duplo-acumulativa não apresenta grandes desvios entre as estações pluviométricas, conforme Figura 6. É apresentada o ajuste de uma equação linear, onde o coeficiente de determinação é de 0,9999.

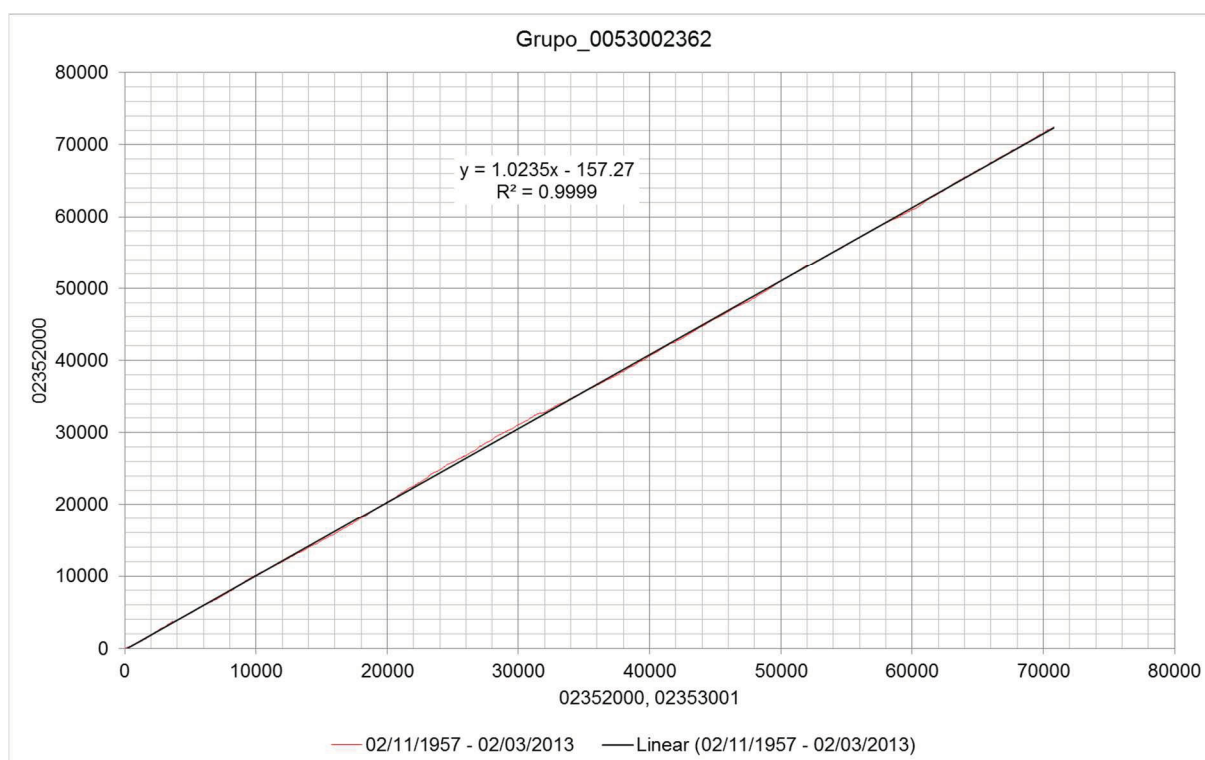


FIGURA 6 – CURVA DUPLO ACUMULATIVA DA QUADRÍCULA 53002362

A Tabela 6 apresenta as médias de longo período das precipitações totais mensais para cada estação considerando todo o período de dados disponíveis e para o período comum entre as estações pluviométricas 02352000 e 02352001.

Observando os valores apresentados na Tabela 6, a estação pluviométrica 02352000 tem a média do período comum um pouco mais seco que de toda a sua série histórica. Para a estação 02353001, a média entre o período todo e o período comum são semelhantes. Considerando-se o período comum, pode-se afirmar que os primeiros anos da estação 02352000 foram mais úmidos do que da série observada.

Conforme apresentado na Tabela 6, como a estação 2353001 quase não possui diferenças nas precipitações médias mensais entre o período comum e o período todo, considerou-se que não há a necessidade de apresentação dos dois gráficos, pois os valores residuais seriam praticamente iguais.

TABELA 6 – MÉDIA DE LONGO PERÍODO (À ESQUERDA) E MÉDIA DE LONGO PERÍODO REFERENTE AO PERÍODO COMUM (À DIREITA) DA PRECIPITAÇÃO TOTAL MENSAL DAS ESTAÇÕES NA QUADRÍCULA 53002362

Mês	2352000	2353001	Mês	2352000	2353001
1	170,2	161,7	1	167,1	161,7
2	144,2	143,4	2	145	144,7
3	109,1	92	3	107,9	92,3
4	90,5	86,9	4	86,6	86,9
5	109,5	105,2	5	102,7	105,2
6	93,6	80,1	6	84,1	80,1
7	65,4	51,1	7	61,6	51,9
8	57,7	55,7	8	57,1	55,7
9	106,5	91,7	9	108,1	91,7
10	161,6	148,7	10	155,7	148,7
11	119,5	126,4	11	118,3	126
12	146,9	136,1	12	149,3	136,1
Média	114,6	106,6	Média	112,0	106,8

A Figura 7 apresenta a curva de massa residual que considera a diferença das precipitações, entre a estação 2353001 e 2352000, ao longo do tempo e confirma uma pequena diferença de comportamento. Pela curva de massa residual, pode-se observar que o resíduo da estação 2353001 tem valores negativos a partir de 1972 até a última data avaliada, as diferenças entre as duas estações pluviométricas são crescentes. Percebe-se, portanto, que a estação 2352000 tem maior precipitação que

a estação 2353001. Comparando o valor negativo de 3.500 mm em relação à curva de dupla massa, pode-se afirmar que este valor corresponde a apenas 5% do volume precipitado acumulado no mesmo período.

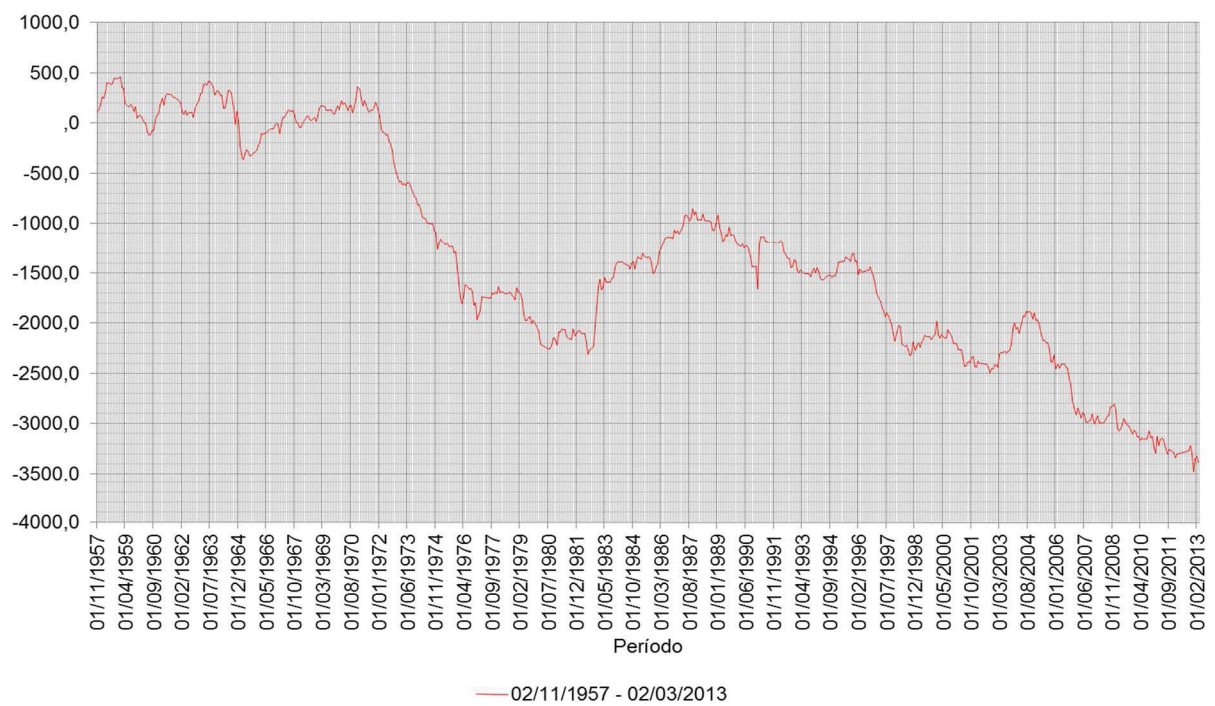


FIGURA 7 – CURVA DE MASSA RESIDUAL CONSIDERANDO A SUBTRAÇÃO DA ESTAÇÃO PLUVIOMÉTRICA 02352000 EM RELAÇÃO À 02353001 PERTENCENTES À QUADRÍCULA 53002362

A Figura 8 apresenta a curva de massa residual para a estação 02353001 e desconta a vazão média mensal de cada mês considerando apenas o período comum.

Por meio da Figura 8 podem-se identificar os períodos mais secos e mais chuvosos. No caso da estação 2353001, percebe-se um período de 1966 a 1970 onde todos os meses são, em geral, mais secos do que a média histórica, caracterizando numa seca persistente. Esta tendência de períodos mais secos que a média histórica chega ao seu menor valor em meados de 1980 e a partir desta data até os dias atuais há numa tendência de anos mais chuvosos, intercalados com pequenos períodos de secas. Também é possível identificar períodos persistentes úmidos, como 1970 a 1972, 1982 a 1984, 2003 a 2005.

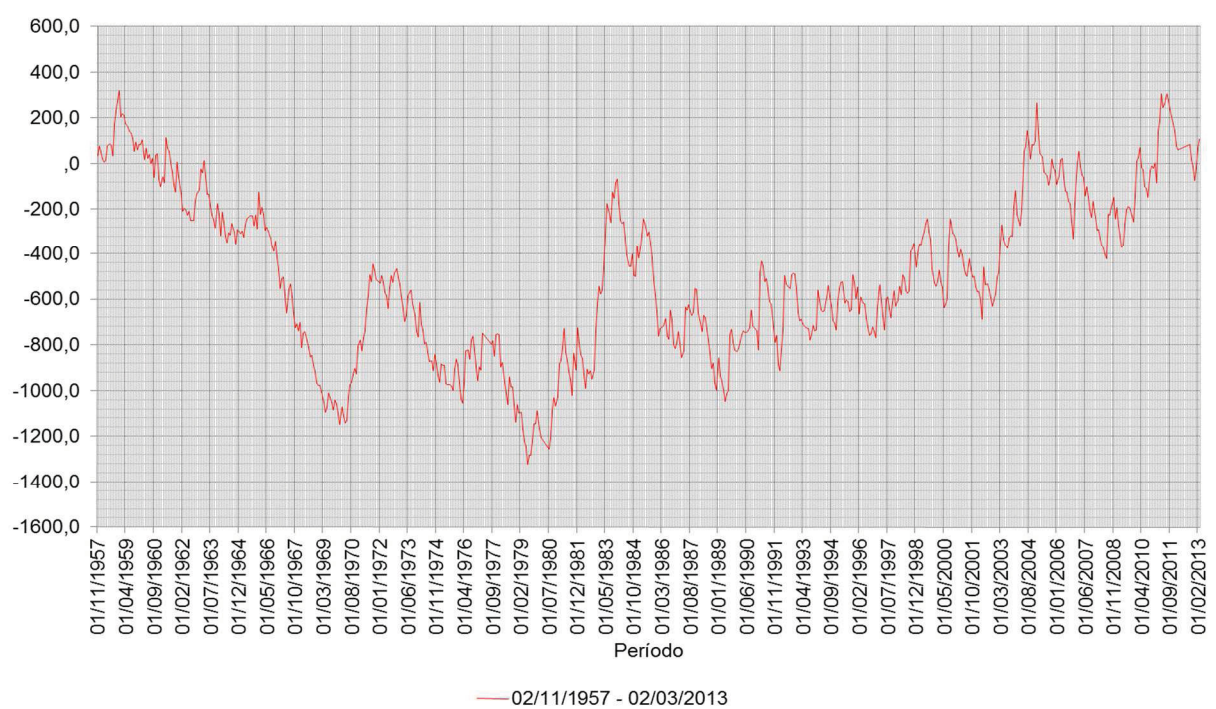


FIGURA 8 – CURVA DE MASSA RESIDUAL PARA A ESTAÇÃO PLUVIOMÉTRICA 02353001 E SUA MÉDIA DE LONGO PERÍODO MENSAL PARA O PERÍODO COMUM

Pelas Figura 9 e Figura 10 (estação 02352000), percebe-se um comportamento semelhante até 1970, mas depois o comportamento é distinto entre 1973 e 1983, com um período úmido mais intenso, intercalado com algumas fases dentro da média para a estação 02352000, para depois terem comportamento similar, com queda entre 1984 a 1989 e novo aumento.

A diferença entre as Figura 9 e Figura 10 consiste em que os 4 primeiros anos de operação, entre 1953 a 1956 foram úmidos, fazendo com que a média de longo período, considerando o período todo, seja maior do que para o período comum.

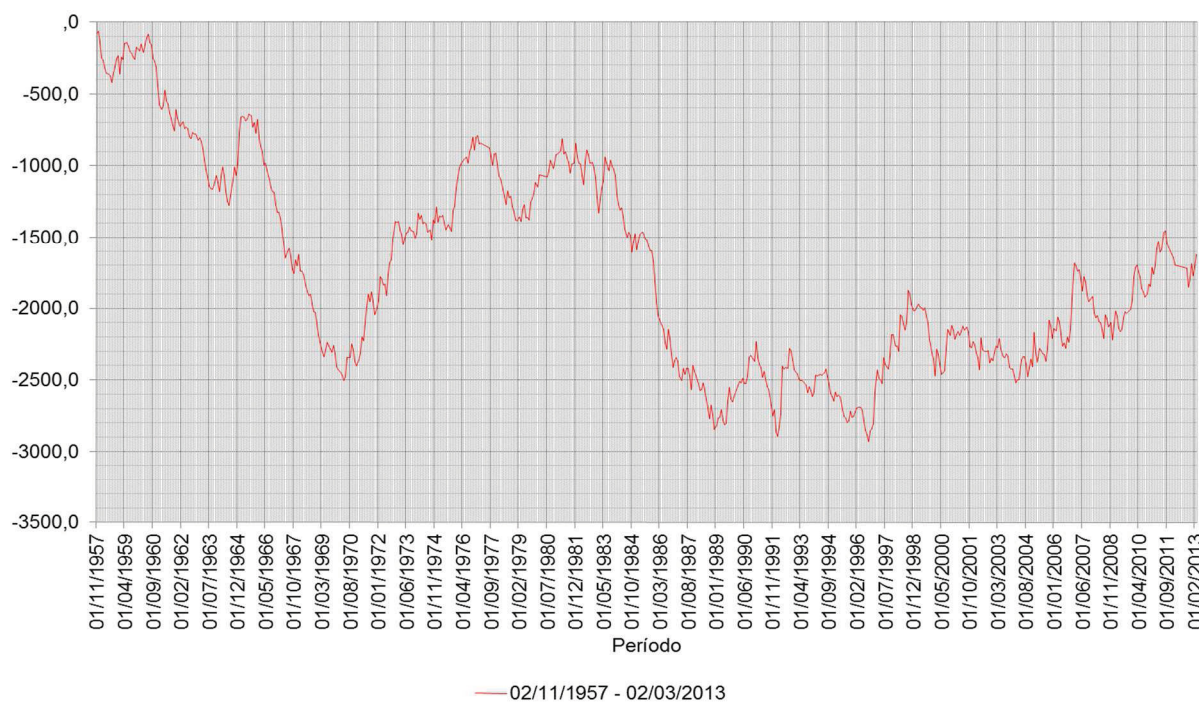


FIGURA 9 – CURVA DE MASSA RESIDUAL PARA A ESTAÇÃO PLUVIOMÉTRICA 02353001 E SUA MÉDIA DE LONGO PERÍODO MENSAL

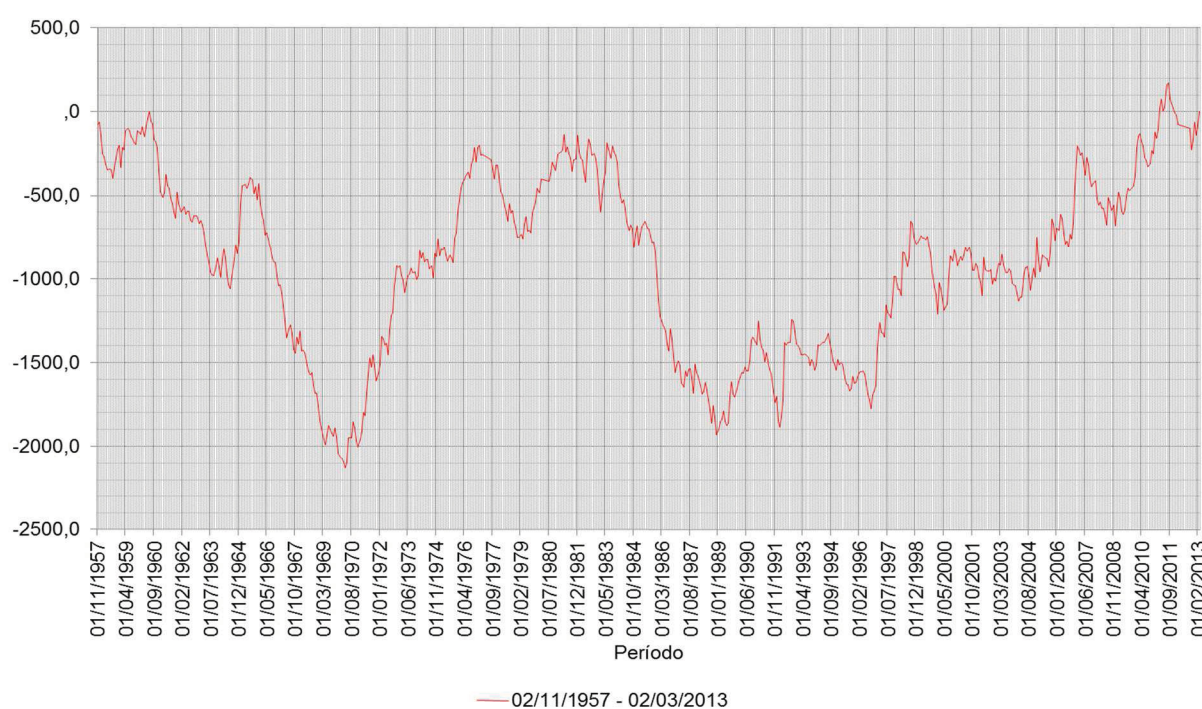


FIGURA 10 – CURVA DE MASSA RESIDUAL PARA A ESTAÇÃO PLUVIOMÉTRICA 02352000 E SUA MÉDIA DE LONGO PERÍODO MENSAL DO PERÍODO COMUM COM A ESTAÇÃO 02353001

Estas análises possibilitaram verificar que, em geral, as chuvas médias nas quadrículas, tendem a juntar estações pluviométricas com padrões de chuva com alguma similaridade, apesar de alguns casos específicos apresentarem algumas

diferenças. Isto demonstra a necessidade de uma cobertura mais densa com postos pluviométricos. Neste caso, em função da pequena quantidade de estações pluviométricas, pode-se observar alguns períodos com uma diferença de comportamento, mas, em geral, as quadrículas representam uma precipitação média regional que foi considerada adequada.

### 2.3.3 Características da Precipitação

A Figura 11 apresenta a probabilidade de ocorrência de algumas características pluviométricas como dias sem chuva por ano, sequência de dias seguidos sem chuva por ano e precipitação total anual e cada estação pluviométrica está classificada pela latitude.

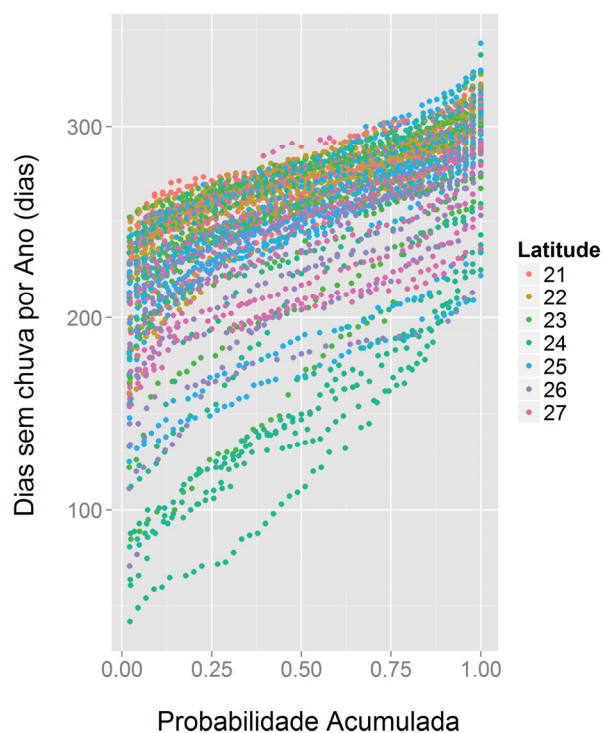


FIGURA 11 – DIAS SEM CHUVA POR ANO EM FUNÇÃO DAS LATITUDES

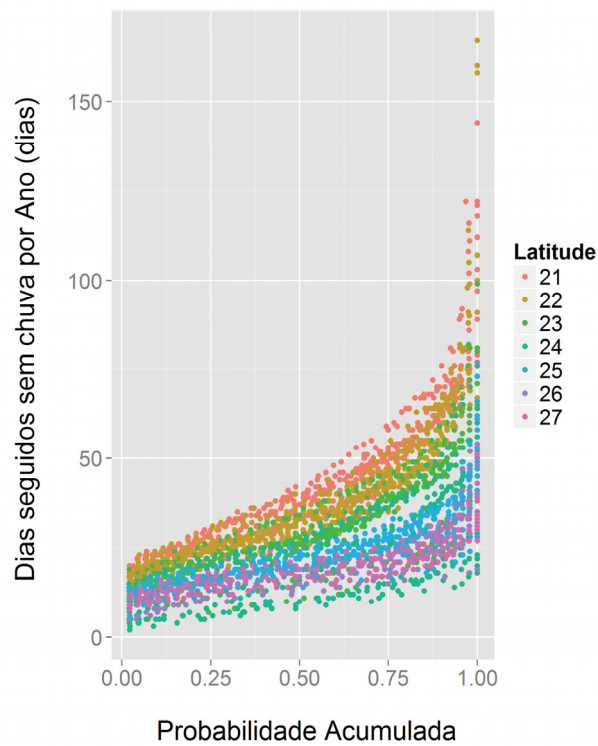


FIGURA 12 – SEQUÊNCIA DE DIAS SEM CHUVA POR ANO E EM FUNÇÃO DAS LATITUDES

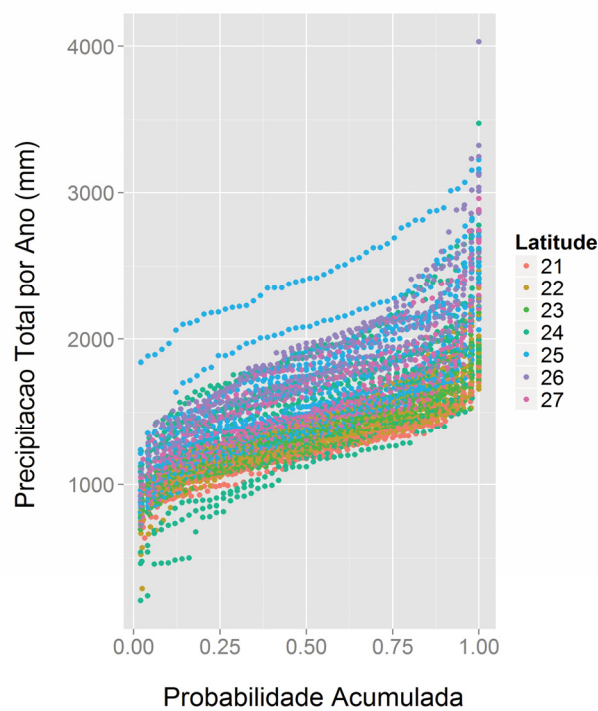


FIGURA 13 – PRECIPITAÇÃO ANUAL EM FUNÇÃO DAS LATITUDES

Por meio da Figura 11, Figura 12 e Figura 13, pode-se identificar que as cores que representam as latitudes tendem a se agrupar, nestes casos o comportamento está relacionado com a latitude. A precipitação total anual tende a ser mais baixa a

medida que as latitudes diminuem ( $21^{\circ}$ ,  $22^{\circ}$  e  $23^{\circ}$ ) e contagem de dias sem chuva por ano, em sequência ou não tendem a aumentar com a diminuição da latitude.

Ao relacionar estas informações espacialmente, as latitudes que mais que mais têm valores variáveis são a de  $24^{\circ}$  S, seguida da  $25^{\circ}$  S, isto se deve, em razão de apresentarem estações no interior dos Estados e na região litorânea também.

A Figura 14 apresenta um mapa contendo os valores máximos da sequência de dias sem chuva por ano e a máxima precipitação total anual.

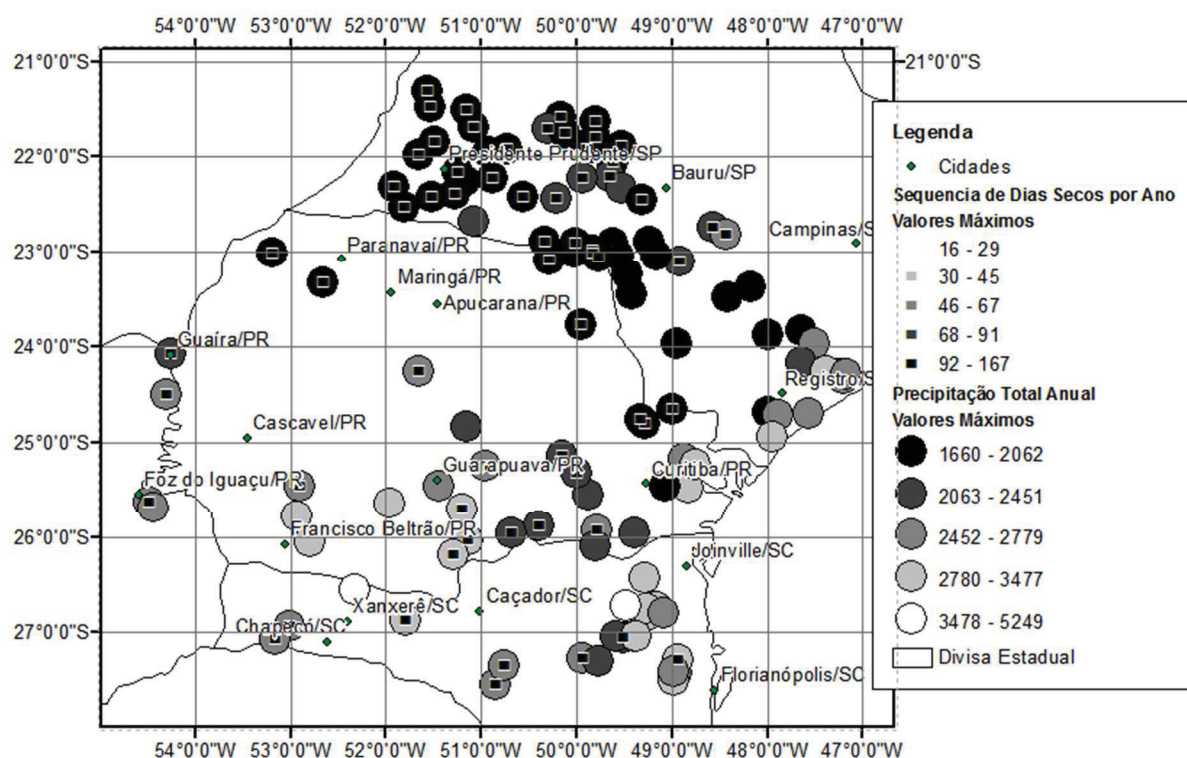


FIGURA 14 – VALORES MÁXIMOS DA SEQUÊNCIA DE DIAS SEM CHUVA POR ANO E DA PRECIPITAÇÃO ANUAL

Por meio da Figura 14 pode-se identificar que a divisa estadual entre São Paulo e Paraná tem as menores precipitações totais anuais e, em geral, apresentam a sequência de dias secos por ano mais extensas. No Estado do Paraná, na região entre Guarapuava e Curitiba apresentam valores mais baixos de precipitação total anual em relação a outras regiões do estado e sequência de dias secos tão extensas, quanto na região entre São Paulo e Paraná.

Na Figura 15 é apresentada a curva com a probabilidade de ocorrência da precipitação máxima diária de cada ano. Pode-se identificar que a precipitação máxima diária a cada ano, em geral, é inferior a 150 mm diários. Ao relacionar os

resultados com a localização geográfica pode-se informar que os maiores valores de precipitação máxima diária estão relacionados com a Serra do Mar (Latitude 23º).

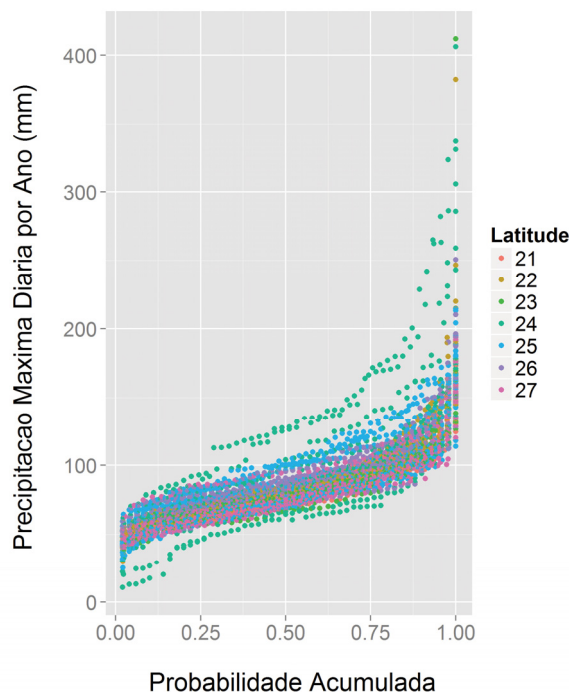


FIGURA 15 – PRECIPITAÇÃO MÁXIMA DIÁRIA PARA CADA ANO EM FUNÇÃO DAS LATITUDES

Das 116 estações pluviométricas selecionadas, foram descartadas 6 estações pluviométricas por possuírem *outliers* ou que as informações estivessem incorretas:

- 02347053 possui 353 dias com chuva por ano e as estações no entorno não têm o mesmo comportamento;
- 02349003 possui 365 dias com chuva por ano e as estações no entorno não têm o mesmo comportamento. Possui 2,5 anos com chuva mínima de 0,1 mm;
- 02447040 possui 355 dias com chuva por ano e as estações no entorno não têm o mesmo comportamento;
- 02649017 possui vários dias com precipitação máxima diária de 777 mm e apresenta muitas falhas;
- 02748001 possui valor de mínimo de 177,5 mm para a precipitação total anual e as estações vizinhas têm comportamentos distintos;
- 02748002 possui 335 dias sem chuva por ano, apresenta muitas falhas e as estações no entorno não têm o mesmo comportamento.

A lista com as 110 estações pluviométricas selecionadas está apresentada na Tabela 35 no Apêndice A2.

### 2.3.4 Índice Padronizado de Precipitação (*SPI*)

Para a caracterização das secas no Estado do Paraná, optou-se por comparar uma série de características mensais e anuais relacionadas aos dados de chuva, entre eles: dias com e sem chuva anual, sequência de dias com e sem chuva anual, precipitação total mensal e anual, *SPI* para períodos com 3, 6, 12, 24, 48 e 60 meses de duração. Estas informações juntamente com os gráficos de curva de massa residual são capazes de indicar as regiões com maiores secas, com suas magnitudes e persistências.

Este procedimento foi realizado nas estações pluviométricas e em cada ponto de grade. Na Tabela 7 está apresentada a moda para cada mês das distribuições que resultaram com melhor ajuste, tanto para as estações pluviométricas, quanto para os pontos de grade.

TABELA 7 – DISTRIBUIÇÕES COM MELHOR AJUSTE

Meses	Estações pluviométricas	Pontos de grade
1	Weibull	Gama
2	Weibull	Weibull
3	Gama	Log-normal
4	Bernoulli-Weibull	Weibull
5	Bernoulli-Weibull	Gama
6	Bernoulli-Weibull	Weibull
7	Bernoulli-Weibull	Weibull
8	Bernoulli-Weibull	Weibull
9	Weibull	Gama
10	Weibull	Gama
11	Gama	Gama
12	Gama	Gama

Para a determinação do *SPI* das estações pluviométricas foi selecionada a distribuição Bernoulli-Weibull e para os pontos de grade foi selecionada a distribuição Gama. A diferença nos resultados apresentados na Tabela 7 está relacionada com a existência de precipitação mensal zero mais frequente nas estações pluviométricas do que no valor médio das quadrículas.

O *SPI* foi calculado para 110 estações pluviométricas e para os pontos da grade. Os resultados da grade foram utilizados na análise fatorial.

Foram calculados *SPI* com duração de 1, 3, 6, 12, 24, 36, 48 e 60 meses. Com estes resultados também foi possível elaborar figuras demonstrando as magnitudes dos eventos e sua persistência.

Na Figura 16, a estação 2352000 que fica na região noroeste do Estado do Paraná, próximo à cidade de Paranavaí, pode-se identificar um período extremamente seco entre 1960 e 1970. Neste período, mais especificamente entre julho de 1963 e janeiro de 1964, esta região passou por uma seca histórica. Na estação 2549004, próximo à cidade de Curitiba, pode-se identificar períodos extremamente úmidos entre 1980 a 1990, que provavelmente corresponde à cheia de 1983. Pode-se observar também um período extremamente úmido no final dos anos 90, que corresponde à cheia de 1999, no final do gráfico encontra-se uma seca extrema, que deve ser a seca de 2006. As regiões em branco corresponde a um período com falhas.

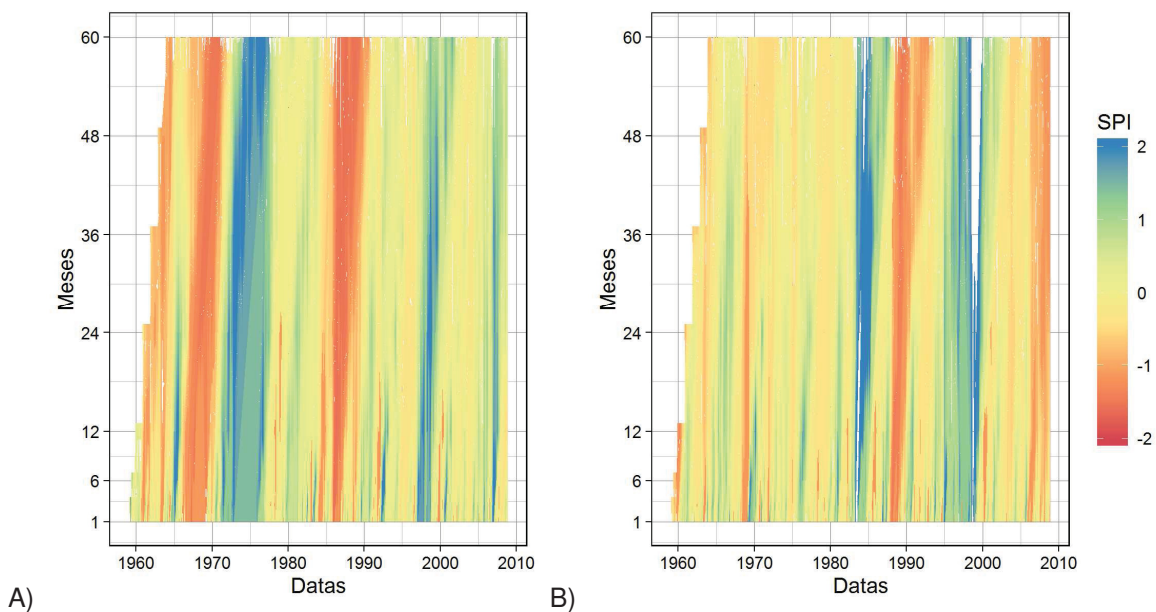


FIGURA 16 – *SPI* PARA 1, 3, 6, 12, 24, 48 E 60 MESES. A) 2352000 – PORTO PARAÍSO DO NORTE, MUNICÍPIO DE RONDON, B) 2549004 – PIRAQUARA, MUNICÍPIO DE PIRAQUARA

Um segundo exemplo, mostra os valores de *SPI* para as estações dentro da Quadrícula 53002362, conforme Figura 17.

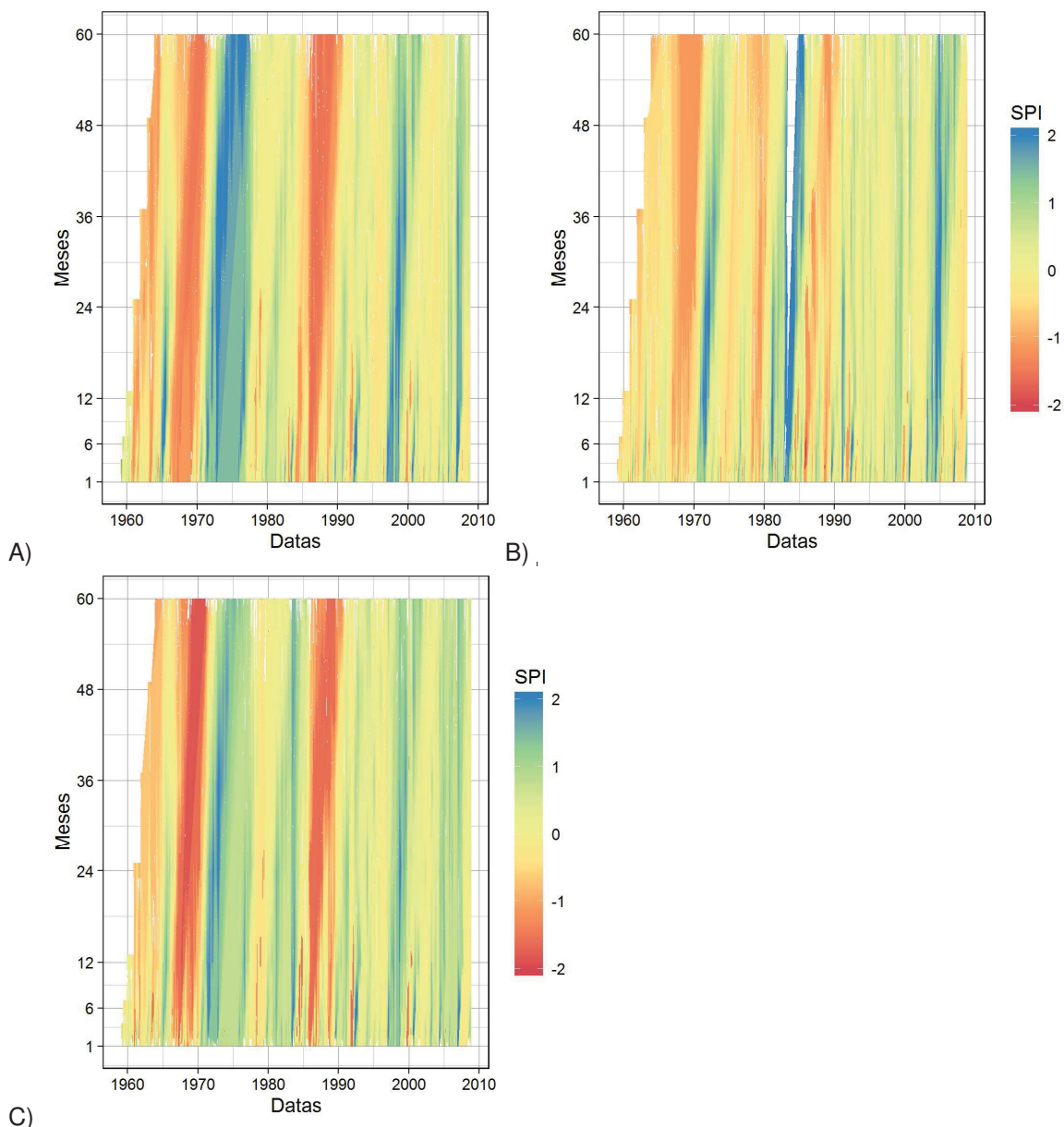


FIGURA 17 – *SPI* PARA 1, 3, 6, 12, 24, 48 E 60 MESES. A) 02352000 – PORTO PARAÍSO DO NORTE, MUNICÍPIO DE RONDON, B) 02353001 - SANTA ISABEL DO IVAI, NO MUNICÍPIO DE SANTA ISABEL DO IVAI, C) QUADRÍCULA 53002362

A Figura 17 mostra secas ocorrendo em períodos semelhantes com intensidades e durações parecidas, mas os períodos úmidos estão um pouco distintos. Após a obtenção da média aritmética entre as estações da quadrícula e do cálculo do *SPI*, o gráfico (c) apresenta a união das estações pluviométricas, demonstrando a atenuação dos eventos quando não são semelhantes e a intensificação, quando são coincidentes.

A relação temporal vinculando dias secos e chuvosos pode ser avaliada através dos gráficos de *SPI*. Para tanto foram selecionados alguns locais do Estado

para demonstrar seus resultados. Foram selecionadas quatro regiões, pelo código da quadrícula pode-se encontrar a localização na Figura 18:

- Quadrícula 53002612: vinculada à área de estudo, que corresponde à bacia do rio Vitorino;
- Quadrícula 50502612: que engloba a região entre Guarapuava e Curitiba;
- Quadrícula 49252488: na área da Região Metropolitana de Curitiba; e
- Quadrícula 50502238: na região da divisa entre São Paulo e Paraná.

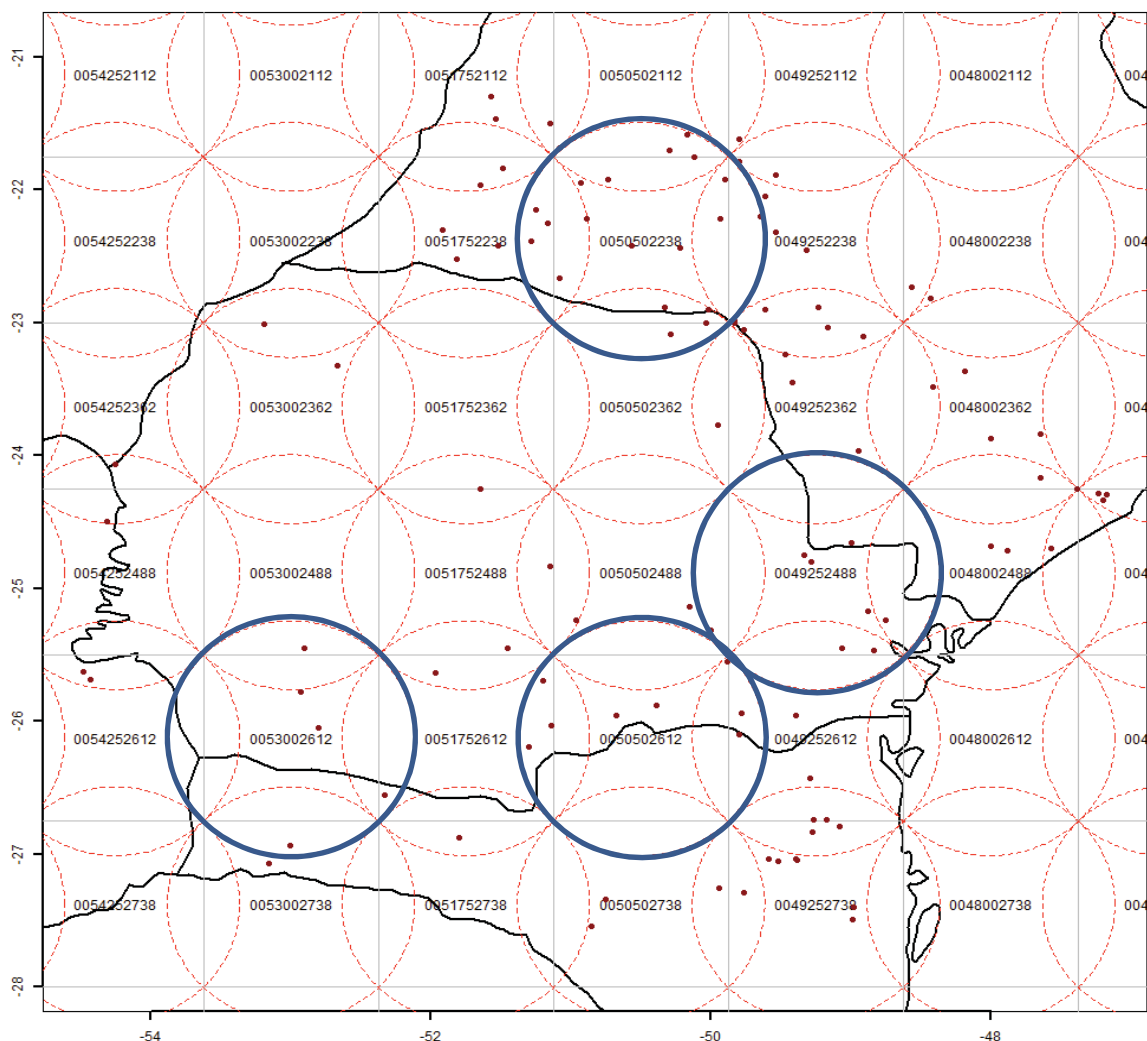


FIGURA 18 – POSIÇÃO E TAMANHO DA GRADE DA REGIÃO EM ESTUDO COM AS QUATRO QUADRÍCULAS SELECIONADAS PARA APRESENTAÇÃO DO *SPI*

Na Figura 19 estão apresentados os resultados do *SPI* para a região de estudo e estão destacados em azul as quatro regiões.

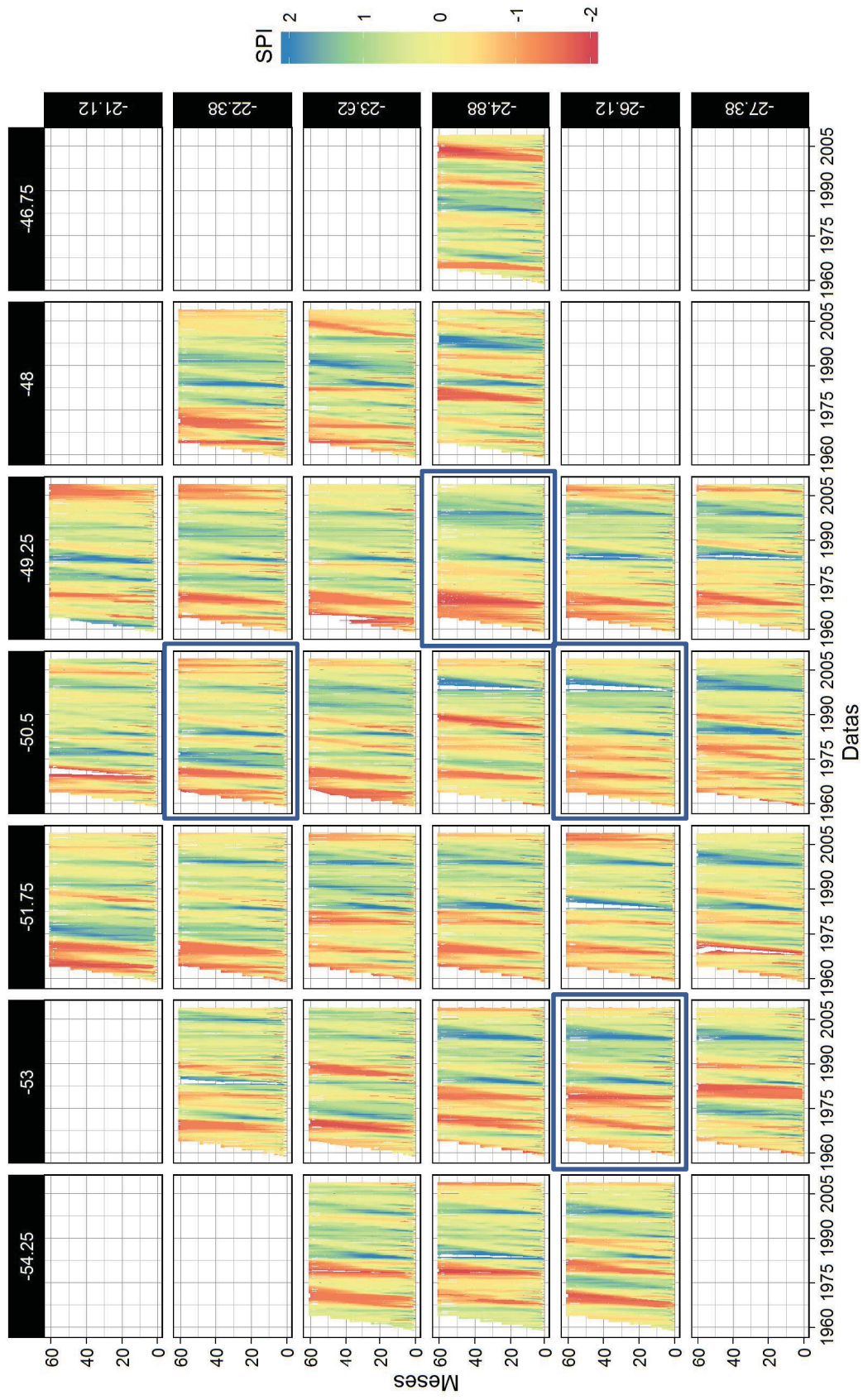


FIGURA 19 – SPI DE 1 A 60 MESES DE DURAÇÃO, NO PERÍODO DE 1959-2008, PARA A REGIÃO DE ESTUDO. EM DESTAQUE AS QUATRO QUADRÍCULAS SELECIONADAS PARA APRESENTAÇÃO DO SPI.

A Figura 19 apresenta de forma geral um período mais seco antes de 1980 e depois um período mais úmido com mais eventos de chuvas intensas, é possível também identificar períodos secos e úmidos persistentes. De maneira geral, também pode-se perceber que se intercalam secas intensas com chuvas intensas, mas cada região possui suas particularidades. As primeiras duas latitudes,  $-21,12^{\circ}$  e  $-22,38^{\circ}$ , e as longitudes  $-48^{\circ}$  e  $-46,75^{\circ}$  correspondem principalmente ao Estado de São Paulo, a última linha (latitude de  $-27,38^{\circ}$ ) corresponde ao Estado de Santa Catarina.

Através do SPI não é possível diferenciar qual região tem maior quantidade de chuva, mas pode-se comparar se as variações têm mesmo comportamento.

A região da divisa entre São Paulo e Paraná, destacada na Figura 19 com latitude  $-22,38^{\circ}$  e longitude  $-50,5^{\circ}$ , apresentam secas apenas antes de 1970 e após 2000. Nesta região entre São Paulo e Paraná pode-se identificar que a seca mais forte e persistente foi entre 1960 e 1970. Conforme registros históricos, a maior seca foi em 1963.

Os anos mais úmidos de 1983 e 1998 aparecem em praticamente toda a área de estudo. À medida que nos deslocamos mais ao sul, as maiores secas ocorreram entre 1970 e 1980.

Na Figura 19, na região entre Curitiba até Guarapuava, com latitude  $-24,88^{\circ}$  e longitude  $-49,25^{\circ}$  e na latitude  $-26,12^{\circ}$  e longitude  $-50,5^{\circ}$ , possui comportamento semelhante com secas severas até 1980, sendo mais intensas na região de Curitiba, e passando a ter períodos mais úmidos nos 20 anos seguintes.

A região sudoeste do Estado do Paraná, destacada na Figura 19 com latitude  $-26,12^{\circ}$  e longitude  $-53^{\circ}$ , tem período mais intercalado entre secas e períodos chuvosos, com secas mais intensas final de 1970 e entre 1980 e 1990 e períodos chuvosos mais intensos e persistentes no início de 1970, 1980, final de 1990 e 2000.

Após a avaliação espacial e temporal do SPI, foi utilizada a análise fatorial para identificar de forma mais clara regiões com mesmo comportamento da variabilidade do SPI.

### 2.3.5 Análise Fatorial

Os resultados encontrados foram semelhantes (Figura 20 e Figura 21), havendo uma inversão dos modos principais, mas não alterando a interpretação dos modos encontrados. No exemplo a seguir são demonstradas as análises fatoriais para o SPI com 3 meses de duração (Figura 20) e com 1 mês de duração (Figura 21), utilizando a matriz de correlação e usando os valores de todos os meses corridos. Onde o primeiro modo (áreas coloridas) representa 28,8% da variabilidade, o segundo modo possui 23% de variabilidade e o terceiro modo apresenta 21,7% da variabilidade da chuva padronizada.

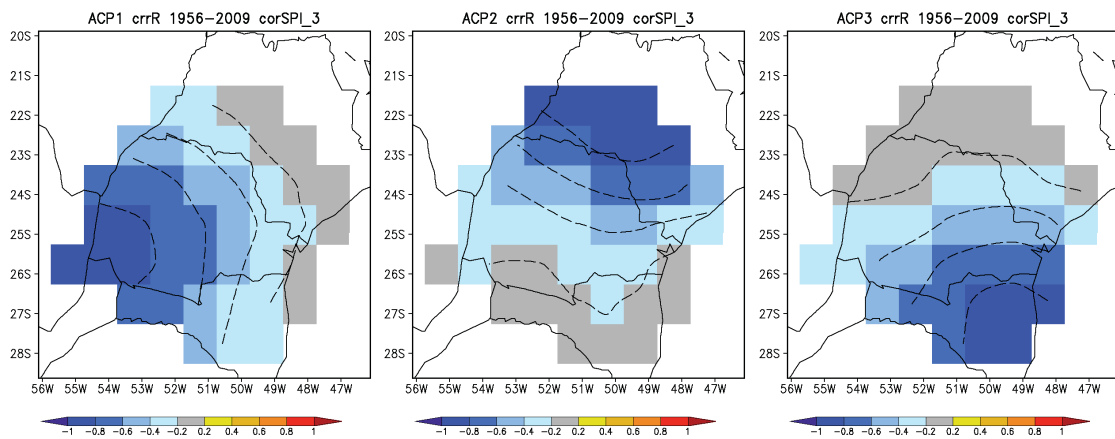


FIGURA 20 – SPI DE 3 MESES, DA ESQUERDA PARA A DIREITA, MODO 1, MODO 2 E MODO 3 PARA A AF COM GRADE DE 1<sup>o</sup>

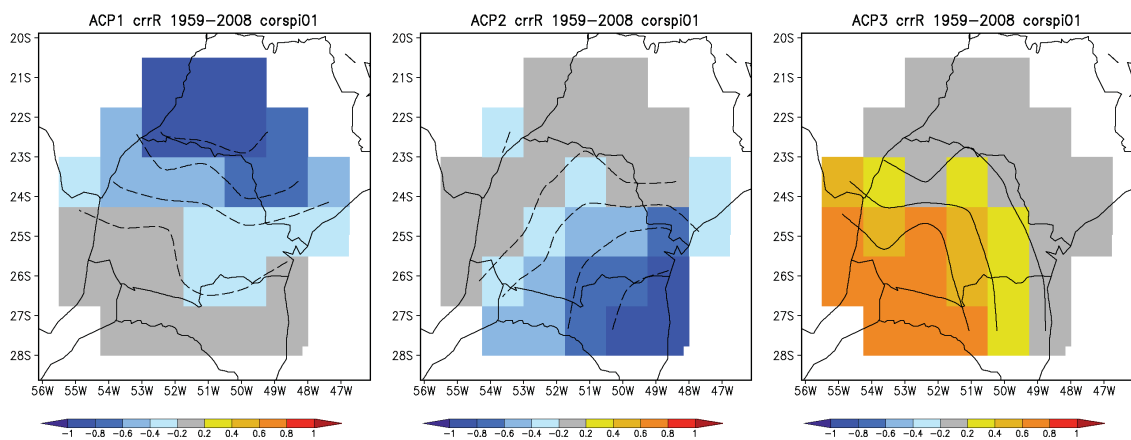


FIGURA 21 – SPI DE 1 MÊS, DA ESQUERDA PARA A DIREITA, MODO 1, MODO 2 E MODO 3 PARA A AF COM GRADE DE 1,25<sup>o</sup>

Os modos têm sua ordem alterada em função do tamanho da grade, da localização e da duração do *SPI*, mas os três primeiros modos se mantêm. Como o Estado do Paraná se localiza entre dois polos, ao sul de Santa Catarina e de São Paulo, dependendo da localização da grade, os resultados podem tender mais para um dos pólos.

### 3 VARIABILIDADE CLIMÁTICA

Pode-se definir a variabilidade climática como sendo a forma como o clima flutua acima ou abaixo de um valor médio de longo prazo. As causas destas variabilidades podem ser naturais ou antrópicas.

Os cinco componentes principais que atuam de forma iterativa no sistema climático são a atmosfera, a hidrosfera (oceano, corpos hídricos, aquíferos, entre outros), a criosfera (regiões terrestres cobertas por gelo e neve permanentes), a biosfera (ecossistemas) e a superfície terrestre. A principal forçante externa é o sol e as atividades antrópicas (Baed *et al.*, 2001).

O tempo de resposta dos vários componentes do sistema climático é muito diferente. Com relação à atmosfera, o tempo de resposta da troposfera é relativamente curto, de dias a semanas, enquanto a estratosfera entra em equilíbrio em uma escala de tempo tipicamente de alguns meses. Devido à sua grande capacidade de retenção de calor, os oceanos têm um tempo de resposta muito mais longo, normalmente décadas, mas até séculos ou milênios (Baed *et al.*, 2001).

Estas interações entre a circulação atmosférica e as superfícies terrestres e oceânicas geram padrões de comportamento que podem ser representados por índices climáticos.

Neste capítulo são apresentadas e revisadas as variabilidades climáticas ocorridas na América do Sul, especificamente no sul do Brasil e suas possíveis conexões com as secas. São apresentados os métodos escolhidos para a decomposição dos sinais de forma a isolar cada parcela das chuvas e relacioná-las com os distintos tempos de respostas identificados em índices climáticos.

A partir das principais variabilidades descritas na literatura e comparando com o resultado obtido no item 2.2.3 da análise fatorial aplicada ao *SPI* de 3 meses de duração foi identificada a região para de estudo de caso.

Na região do estudo de caso foram avaliadas disponibilidade de informações, tamanho da série temporal de chuva, temperatura e vazão e foi selecionada a bacia hidrográfica como área de estudo. São aplicados dois métodos, ondaletas e função de decomposição intrínseca, para identificar as frequências das variabilidades nas precipitações, estes métodos são apresentados após a revisão. O método denominado de função de decomposição intrínseca decompõe o sinal da chuva e de

temperatura e estes resultados são utilizados como dados de entrada do modelo de rede neural artificial multicamadas para a transformação chuva-vazão que é apresentada no Capítulo 4.

### 3.1 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A revisão bibliográfica aborda dois aspectos, variabilidade climática na América do Sul e métodos de decomposição de sinais.

O estudo do clima nesta pesquisa se refere à precipitação e sua relação com índices climáticos. A estrutura deste tema trata de maneira geral o clima no Estado do Paraná no contexto do clima da Região Sul do Brasil e de suas fontes de variabilidade em várias escalas de tempo.

#### 3.1.1 Variabilidade Climática

Considera-se que a camada superficial dos oceanos tem papel importante no comportamento atmosférico, principalmente pela grande capacidade térmica das águas dos oceanos e pela grande importância dos processos físicos de interação com a atmosfera (Silva e Silva, 2012).

Ao levar em conta que a taxa de variação da temperatura dos oceanos é lenta, pode-se associá-la com a variabilidade atmosférica na escala climática. Por isto, sugere-se que os oceanos assumem o papel de modulador do clima global. Silva e Silva (2012) também citam diversos autores que pressupõem que a variação da temperatura da superfície do mar (TSM) assume o papel de forçante atmosférica.

Segundo Haylock et al (2006), foi identificada uma tendência a condições mais úmidas no sul do Brasil para o período de 1960-2000 e justificou relacionado a sobreposição dos efeitos do ENOS com os valores mais baixos do Índice de Oscilação do Sul (*SOI – South oscillation index*).

É muito provável que a fonte mais expressiva de variabilidade interanual nos trópicos seja o ENOS (Mcphaden, 2002).

O evento denominado ENOS é um padrão climático recorrente que envolve variações da temperatura da água, entre 1°C a 3°C, nas regiões centro-leste tropicais

do Oceano Pacífico, com períodos de ocorrência entre 3 a 7 anos. Esta oscilação com padrões de aquecimento e resfriamento tendem a influenciar as chuvas e conseqüentemente as vazões. O ciclo do ENOS possui três fases: El Niño (aquecimento), Neutro (fase intermediária) e La Niña (fase oposta – resfriamento).

Considerando as contribuições de Walker (1924) em relação à teoria das teleconexões e na tentativa de compreender a influência da TSM como forçante climática, diversos autores tiveram trabalhos focados em demonstrar interferências diretas e indiretas na América do Sul tanto para as precipitações quanto para as vazões de rios e para as safras agrícolas (Silva e Silva, 2012).

Foram realizados diversos estudos na América do Sul relacionados às anomalias de chuva associadas a vários estágios de El Niño e La Niña. Em geral, os estudos mostram que em eventos de El Niño (La Niña), há aumento (diminuição) de chuvas sobre o sudeste da América do Sul, entre eles podemos citar: (a) Grimm, Ferraz e Gomes (1998), (b) Grimm, Pal e Giorgi (2007), (c) Grimm e Zilli (2009), (d) Tedeschi (2008), (e) Grimm e Tedeschi (2009), (f) Grimm (2010), (g) Saboia (2010) e (h) Tedeschi, Cavalcanti e Grimm (2013).

Foram avaliados os efeitos nas anomalias de precipitação e circulação no sul da América do Sul para vários estágios do El Niño (EN) e La Niña (LN) e, através de dados mensais de precipitação, concluíram que as anomalias de precipitação estão relacionadas com eventos EN e LN, tendo o Sul do Brasil um sinal forte. Foram identificadas oito regiões para EN e seis regiões para LN, com anomalias razoavelmente homogêneas (Grimm, Ferraz e Gomes, 1998).

O clima em grande parte da América do Sul demonstra características das Monções, sendo os verões mais chuvosos e os invernos mais secos (Garcia e Kayano, 2006).

Garcia e Kayano (2006) utilizaram TSM, temperatura do ar na superfície, potencial de velocidade a 200 hPa, potencial de velocidade a 500 hPa e precipitação. Encontraram para o primeiro modo, considerando o potencial de velocidade a 200 hPa, que para os períodos de 1948 a 1976 e de 1977 a 1999 há uma sobreposição entre a variabilidade interdecadal e variabilidade interanual; para o segundo modo, nos mesmos períodos, obtiveram uma relação entre ENOS e as Monções. De modo geral, pode se afirmar que as Monções na América do Sul estavam enfraquecidas antes de 1976 e reforçadas após 1976.

Existe a variabilidade da chuva nas monções de verão e tem relação com as condições de primavera (Grimm, Pal e Giorgi, 2007). A variabilidade interanual e sazonal das monções de verão foram analisadas sobre dados de precipitação para a América do Sul (Grimm e Zilli, 2009).

Há uma grande influência do ENOS no Sul do Brasil, principalmente na primavera, com aumento de precipitação durante EN e diminuição durante LN. Aumentos ocorrem também no outono e inverno do ano seguinte a episódios EN, principalmente quando estes episódios se estendem por mais tempo (Grimm e Tedeschi, 2009).

Em escalas de tempo interanuais, o fenômeno ENOS exerce um papel importantíssimo na variabilidade do clima na América do Sul, e na Região Sul do Brasil em particular, inclusive na ocorrência de eventos extremos de precipitação (Grimm, 2003, 2004; Grimm, A M, Barros e Doyle, 2000; Grimm, Ferraz e Gomes, 1998; Grimm e Tedeschi, 2009).

Grimm *et al.* (2000) avaliaram diversas características das anomalias de precipitação em períodos de três meses de duração. Foi identificada a Região Sul do Brasil como uma região de transição entre o regime das monções de verão e o de máxima precipitação de inverno das latitudes médias.

Segundo Grimm (2011), os principais modos de variabilidade interanual da precipitação na América do Sul são avaliados, a frequência de chuvas intensas e os possíveis efeitos de câmbios climáticos de origem antrópica. Com exceção do verão, todas as demais estações do ano têm a maior parcela de contribuição pelo ENOS sobre a variabilidade interanual.

A região ao sul do Estado do Paraná próxima ao Estado de Santa Catarina possui o primeiro modo de variabilidade (23,5%) para a precipitação total anual (Figura 22) e esta região possui relação com o fenômeno do ENOS (Grimm, 2011), que pode ser observado pela Figura 23 na região destacada em vermelho.

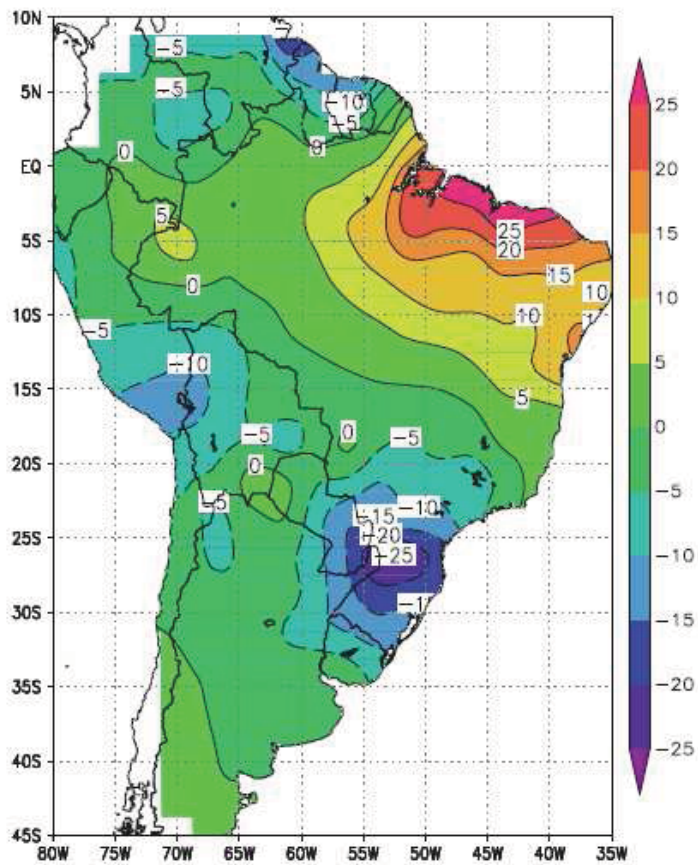


FIGURA 22 – MODO 1 PARA A ANÁLISE FATORIAL COM GRADE DE 2,5° COM AS ANOMALIAS DA PRECIPITAÇÃO TOTAL ANUAL NO PERÍODO DE 1961-2000 (ADAPTADA DE GRIMM, 2011)

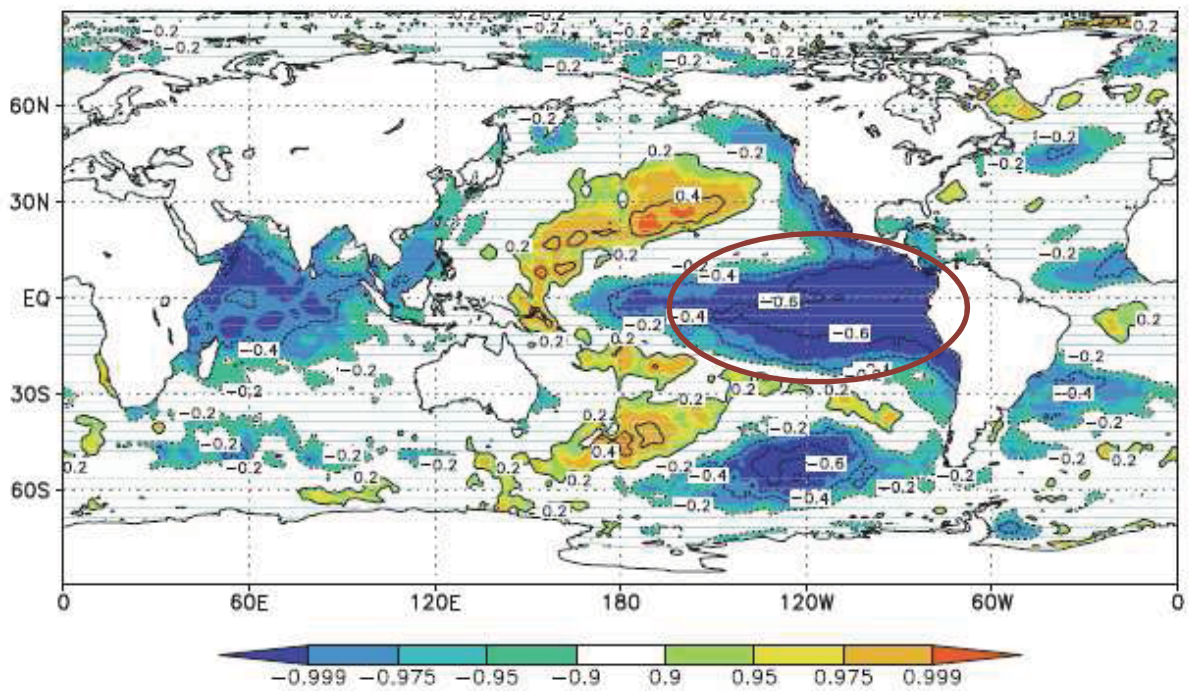


FIGURA 23 – COEFICIENTES DE CORRELAÇÃO COM TSM, ONDE AS CORES REPRESENTAM O NÍVEL DE SIGNIFICÂNCIA (ADAPTADA DE GRIMM, 2011)

Na Figura 22 pode-se observar as anomalias de precipitação anual, em vermelho as positivas e em azul as negativas.

Tedeschi, Cavalcanti e Grimm (2013) analisaram a influência sobre a precipitação mensal e sazonal e sobre a frequência de eventos extremos de episódios ENOS no Pacífico Central e Pacífico Leste, com critérios atualizados para separar estes tipos de ENOS.

Segundo Tedeschi, Cavalcanti e Grimm (2013), a influência de dois tipos de ENOS sobre a precipitação na América do Sul é comparada. As anomalias de precipitação para os dois casos ocorreram em locais e em estações do ano distintas. Em ambos os casos, as diferenças de precipitação na região tropical da América do Sul se deve às diferenças na circulação de Walker. Enquanto que na região extratropical da América do Sul, as diferenças ocorrem em função do trem de ondas do Pacífico e por diferenças da intensidade do fluxo de umidade sobre o continente.

Os processos regionais foram relacionados com eventos El Niño nas monções de verão no Brasil (Grimm, 2003), sendo também relatada a influência de La Niña sobre o sistema de monções de verão no Brasil (Grimm, 2004).

No estudo com o modelo de simulação de Variabilidade e Previsibilidade Climática dos Estados Unidos da América (*CLIVAR - U.S. Climate Variability and Predictability*) sobre a América do Sul foram calibrados com dados observados e foram examinados os períodos extremos secos e úmidos com duração maior que uma estação. Segundo os estudos, estes eventos tendem a persistir mais no nordeste do Brasil, Guianas, a costa oeste da Colômbia, Equador e Peru. Nas regiões no sudeste da América do Sul tendem a persistir menos. Também foram obtidos padrões de teleconexão entre ENOS e TSM do Atlântico Tropical Norte com eventos extremos persistentes. ENOS frio (quente) favorece na região sudeste da América do Sul eventos secos (úmidos). Quando estão em fases opostas, frio (quente) no Pacífico e quente (frio) no Atlântico, são intensificados os eventos secos (úmidos) no sudeste da América do Sul (Mo e Berbery, 2011).

Hare e Francis (1995) e Mantua *et al.* (1997) destacam que além deste modo de variabilidade climática, podem-se destacar também a *PDO (Pacific Decadal Oscillation)* que é um fenômeno de frequência muito baixa e foi encontrado por meio de observações vinculadas às atividades pesqueiras de salmão no Pacífico Norte. Em geral, a fase positiva da *PDO* ocorre quando há a combinação dos seguintes padrões: i) as águas superficiais do interior do Pacífico Norte estão mais frias que a média

climatológica, ii) quando estão mais quentes que o normal ao longo da costa oeste e sul da América do Norte e iii) a anomalia de pressão em superfície é mais baixa que o normal na costa da América do Norte. Na fase negativa da *PDO* ocorre o contrário. A *PDO* teve dois longos ciclos, entre 1925 e 1946 e entre 1977 e 1996, para as fases positivas, e para a fase negativa entre 1900 a 1924 e entre 1947 e 1976. Após 1996, a tendência seria a ocorrência de fase negativa.

Segundo diversos autores citados por (Silva e Silva, 2012), a *PDO* pode modular e influenciar os eventos de ENOS. Na fase positiva (negativa) da *PDO* poderia ocorrer uma resposta climática mais forte (fraca) para períodos de EN (LN).

Saboia (2010) descreve que os modos de variabilidade interdecadais de precipitação na América do Sul em algumas estações do ano e sua conexão com variabilidade de TSM.

Segundo Grimm e Saboia (2015), são analisados especificamente os modos interdecadais de precipitação de primavera e verão na América do Sul. Foram encontradas relações significativas entre a variabilidade interdecadal na primavera e no verão. Foram encontradas conexões com índices climáticos baseados em TSM e atmosféricos de diferentes regiões do oceano, mostrando uma influência combinada.

Toggweiler e Key (2001) destacam que apesar de ocorrer aumentos de chuvas extremas nos eventos de EN, este padrão não é constante, pois existe uma variabilidade interdecadal não relacionada com a ENOS que modula a frequência de eventos extremos, a região mais afetada é a região do interior que mostra aumento (diminuição) das chuvas extremas associadas com a fase (positivo) da variabilidade multidecadal do Atlântico e interdecadal do Pacífico, negativa com a fase negativa (positiva) da variabilidade multidecadal do Pacífico.

Kayano e Andreoli (2007) avaliaram a relação das variações das chuvas de verão da América do Sul com a *PDO* e foi possível identificar que quando ENOS e *PDO* estão em mesma (oposta) fase, seus efeitos se sobrepõem positivamente (negativamente). Para a região sul do Brasil, apenas na fase normal da *PDO*, durante eventos de EN nos meses de janeiro e fevereiro e nos eventos de LN nos meses de novembro e dezembro, podem-se encontrar chuvas abaixo da média com significância de 95%, conforme Figura 24 .

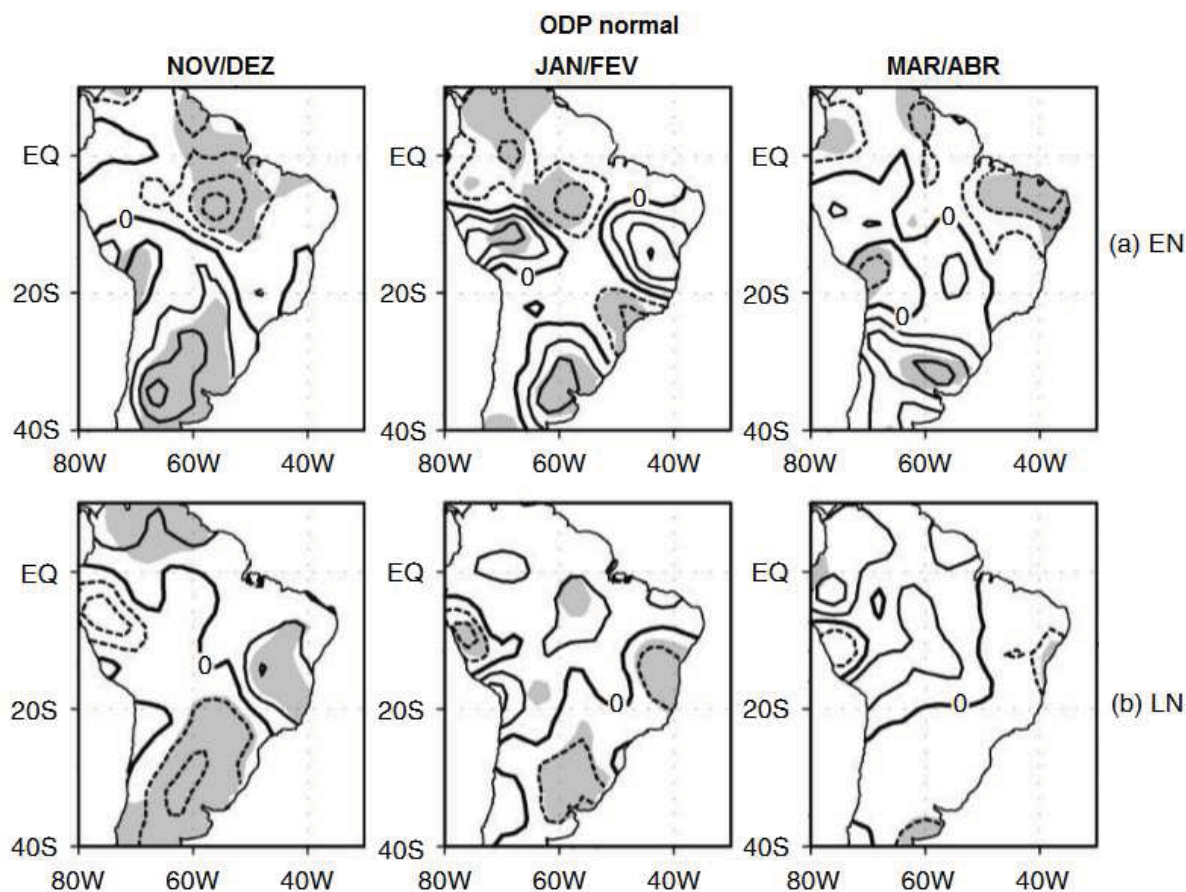


FIGURA 24 – MÉDIA DE ANOMALIAS DE PRECIPITAÇÃO PADRONIZADA PARA A FASE NORMAL DA ODP DURANTE OS MESES DE NOVEMBRO E DEZEMBRO, JANEIRO E FEVEREIRO, MARÇO E ABRIL PARA A) ANOS DE EN, B) ANOS DE LN. INTERVALO DAS LINHAS DE CONTOURNO É 0,3 DESVIOS-PADRÃO, SENDO TRACEJADO (CONTÍNUO) OS CONTOURNOS NEGATIVOS (POSITIVOS). AS ÁREAS SOMBREADAS ABRANGEM VALORES SIGNIFICATIVOS NO NÍVEL DE CONFIANÇA DE 95% (ADAPTADO DE KAYANO E ANDREOLI, 2007).

Pode ser observado a influência entre oceanos nas regiões leste e centro do Índico Subtropical, Oeste do Pacífico tropical e a oeste e centro do Pacífico subtropical e a precipitação ao sul da América do Sul, nas escalas de tempo decadal e interdecadal (Berman *et al.*, 2012).

Outro modo principal de variabilidade na circulação do Hemisfério Sul em baixas frequências é a Oscilação Antártica ou Modo Anular Sul (*SAM – South Anular Mode*). A região do Estado do Paraná na divisa com o Paraguai no período entre 1984 a 2004 tem correlação estatisticamente significativa com 90% entre índice *SAM* e a pressão atmosférica ao nível do mar (Silvestri e Vera, 2009).

Um estudo foi atualizado sobre características da chuva no Brasil para o período de 1979 a 2011 e comparou com os resultados do próprio autor que avaliou o período de 1958 a 1978 para o Estado do Paraná a única região com nível de significância de 95% foi a região sudoeste, próximo à cidade de Guaíra, na divisa com

o Estado de Mato Grosso do Sul, onde a tendência está de redução das chuvas no período seco semestral. Para o Estado do Paraná, de modo geral, o semestre chuvoso é de aumento de chuvas com exceção da região próxima à cidade de Guaíra, em relação ao período anual, a tendência é de diminuição das chuvas (Rao *et al.*, 2016).

Para a cidade de Abelardo Luz em Santa Catarina foram relatados que as estiagens ocorreram, principalmente, no outono e no inverno, durante fases negativas (LN) ou de normalidade do ENOS, entre 1960 e 1999 (Buffon e Binda, 2013). Também concluíram que as décadas de 1960 e 1970 tiveram maior concentração de casos de estiagem, vinculando este fato a índices de fenômenos de maior escala. Verificam que os três meses menos chuvosos são junho, julho e agosto para os eventos identificados no inverno e que os mecanismos de ENOS e *PDO* influenciam a variabilidade da precipitação.

### 3.1.2 Conclusões relevantes

Os principais aspectos que podem ser destacados são a utilização dos índices climáticos baseados em temperatura da superfície do mar, pois o mar possui um papel de modulador do clima global.

Diversos autores descrevem: i) os impactos de ENOS sobre a América do Sul, em geral para o sudoeste da América do Sul, EN (LN) aumenta (diminui) as precipitações, ii) que a América do Sul apresenta características de monções, verões mais chuvosos e invernos mais secos e que estes são modulados por ENOS, *PDO* e *IPO*.

## 3.2 MATERIAIS E MÉTODOS

Para a avaliação da variabilidade climática optou-se por subdividir este item em 3 etapas: i) apresentação dos dados utilizados na avaliação da variabilidade climática, ii) para a área de estudo selecionada são aplicados os métodos de transformação em ondaletas, transformação cruzada em ondaletas e iii) para a área de estudo selecionada é aplicado o método de decomposição de sinais. A transformada em ondaletas, a transformação cruzada em ondaletas e a decomposição de sinais são aplicados de forma a verificar se o local selecionado apresenta as variabilidades identificadas na revisão bibliográfica.

### 3.2.1 Dados Utilizados

Para a definição da área de aplicação do estudo de caso foram utilizadas 110 estações pluviométricas selecionadas ao final do item 2.3.3 e apresentadas na Tabela 35 do Apêndice A2, 34 postos fluviométricos no Estado do Paraná com mais de 50 anos de dados apresentada na Tabela 36 do Apêndice A3, e 17 postos climatológicos do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) para os dados de temperaturas mensal apresentadas na Tabela 37 do Apêndice A4.

Após selecionada a bacia hidrográfica são utilizadas uma estação fluviométrica, as estações pluviométricas e climatológicas mais próximas da bacia e índices climáticos para a aplicação dos métodos citados.

Os índices climáticos escolhidos a partir da revisão bibliográfica, disponibilizados pelo NOAA, são:

- *IPO (Interdecadal Pacific Oscillation) - Tripole Index for the Interdecadal Pacific Oscillation*: O índice é baseado na diferença entre a TSM média sobre o Pacífico equatorial central e da média no Noroeste e Sudoeste do Pacífico (Henley *et al.*, 2015). É uma medida de variabilidade interdecadal no Pacífico, a Figura 25 apresenta as regiões do oceano de onde são utilizadas as temperaturas.

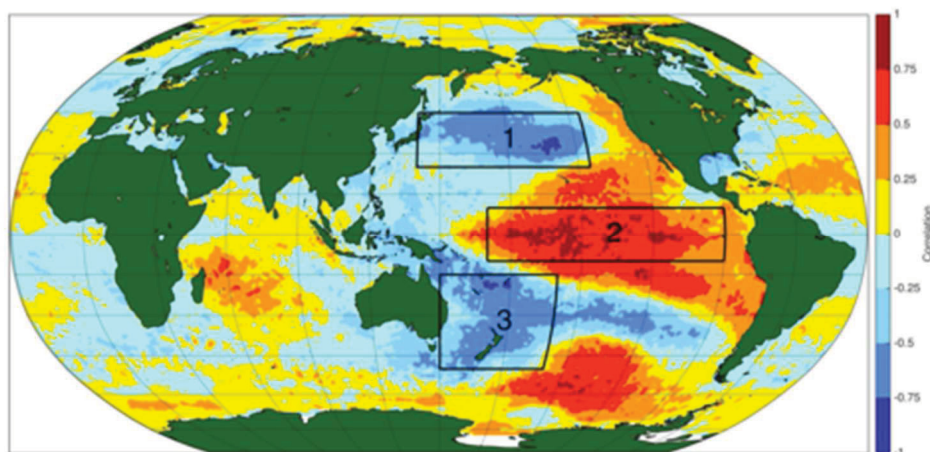


FIGURA 25 – REGIÕES DO PACÍFICO QUE FAZEM PARTE DO ÍNDICE IPO-TPI (NOAA, 2016)

- ENOS, através dos índices:
  - Niño3 – Temperaturas da superfície do mar da região leste do Oceano Pacífico Tropical (Figura 26).
  - Niño3.4 – Temperaturas da superfície do mar da região centro-leste do Oceano Pacífico Tropical (Figura 26).

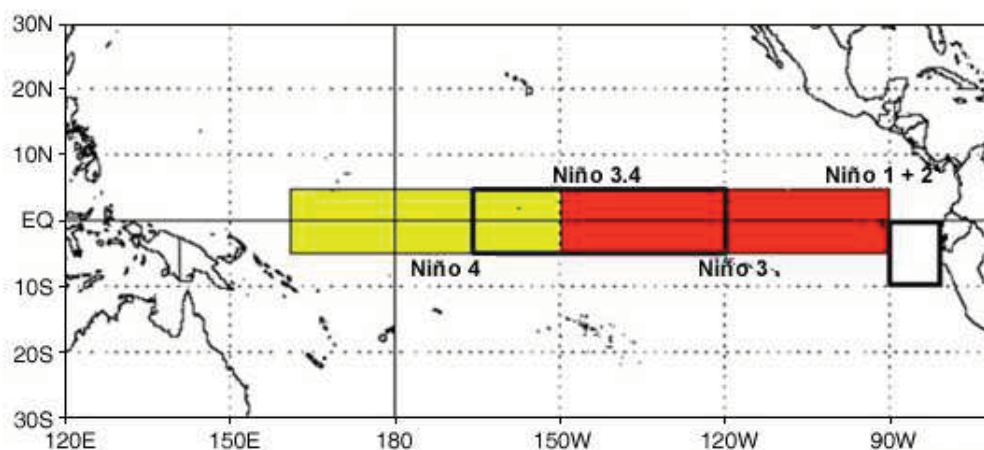


FIGURA 26 – REGIÕES DO PACÍFICO QUE FAZEM PARTE DO ÍNDICE RELACIONADOS COM ENOS (GOES, 2016)

- PDO (*Pacific Decadal Oscillation*): Corresponde a valores padronizados, de anomalias de TSM mensais no Pacífico Norte, ao norte de 20° N. As anomalias médias mensais globais de TSM são removidas para separar o padrão de variabilidade de qualquer sinal de "aquecimento global", que podem estar presentes nos dados. Mais detalhes podem ser obtidos em (Mantua *et al.*, 1997).

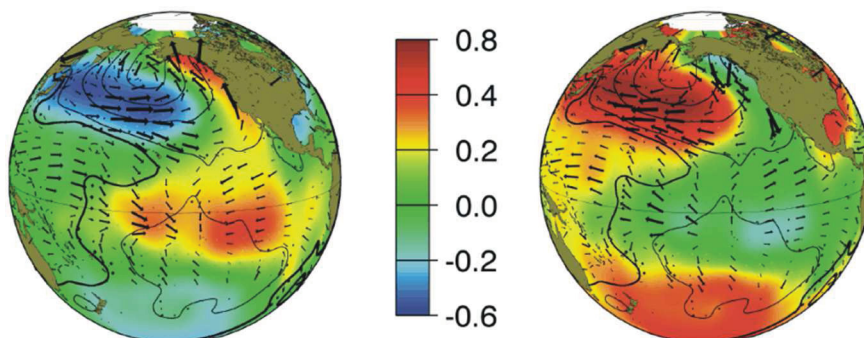


FIGURA 27 – REGIÕES DO PACÍFICO QUE FAZEM PARTE DO ÍNDICE PDO, FASE POSITIVA À ESQUERDA E FASE NEGATIVA À DIREITA (GOES, 2016)

A Figura 28 apresenta os índices climáticos selecionados e que auxiliam na interpretação dos resultados e pode-se perceber a modulação e o efeito entre os índices. Os valores mais altos de ENOS estão relacionados ou a eventos fortes de PDO ou IPO, enquanto que os valores mais baixos de ENOS estão relacionados fortemente com IPO.

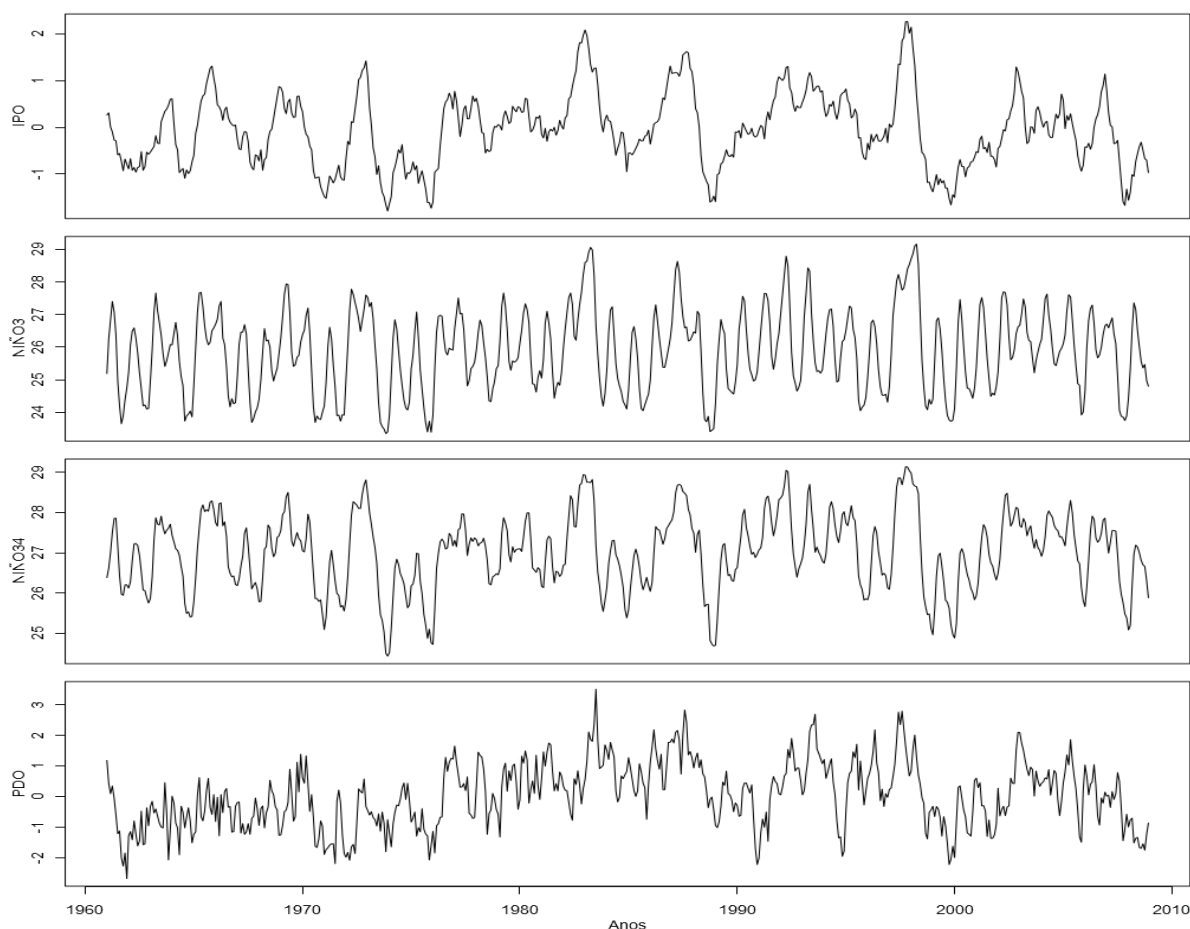


FIGURA 28 – ÍNDICES CLIMÁTICOS: IPO, NINO3, NINO34 E PDO.

### 3.2.2 Transformada em ondaletas

Este item está dividido em dois tópicos, considerações iniciais que trata das primeiras análises espectrais, abordando a análise de Fourier e a Janelada de Fourier, o segundo tópico trata da transformada em ondaletas e da transformada cruzada em ondaletas.

#### 3.2.2.1 Considerações iniciais

A análise de Fourier representa uma série pela combinação de senos e cossenos, corresponde a uma forma de se representar padrões cíclicos por meio de combinações lineares de funções periódicas (Stoica e Moses, 2004). A transformada de Fourier é dada pela equação ( 3.1 ):

$$X(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x_t e^{-i\omega t} dt, \quad (3.1)$$

sendo  $X$  uma função de uma variável real  $\omega$ ,  $X(\omega)$  é uma função, em geral, de um número complexo,  $x_t$  corresponde a uma função temporal,  $i = \sqrt{-1}$ .

A densidade do espectro de potência corresponde a equação ( 3.2 ):

$$S(\omega) = |X(\omega)|^2, \quad (3.2)$$

sendo  $S(\omega)$  a densidade do espectro de potência.

Considerando uma função periódica  $x_t = x_{t+dp}$ , onde  $dp$  seja um deslocamento periódico, a frequência será dada por  $w = \frac{2\pi}{dp}$ , a transformada de Fourier será dada a partir da equação ( 3.3 ):

$$X(\omega) = \mu + \sum_{n=1}^{\infty} [a_n \cos(n\omega t) + b_n \text{sen}(n\omega t)], \quad (3.3)$$

onde  $n$  corresponde ao número de harmônicos,  $0 \leq t \leq dp$ ,  $a_n$  e  $b_n$  são os coeficientes de Fourier.

A principal limitação da transformada de Fourier é que converte o sinal no domínio do tempo para o domínio da frequência integrando sobre toda a escala temporal (Liu, 2010). Para minimizar este problema foi desenvolvido a transformada janelada de Fourier, cuja a equação corresponde a ( 3.4 ):

$$Sx(\tau, \xi) = \int_{-\infty}^{\infty} x_t w(t - \tau) e^{-i\xi t} dt, \quad (3.4)$$

sendo  $Sx$  a transformada janelada de Fourier,  $w(t - \tau)$  que corresponde à janela deslizante,  $\tau$  é o parâmetro de tempo,  $\xi$  é o parâmetro de frequência.

A transformada janelada de Fourier procura extrair pequenas porções do sinal  $x_t$  e para cada porção é aplicada a transformada de Fourier. Neste método o tamanho da janela é constante (Liu, 2010).

Na estacionariedade, as propriedades estatísticas independem do tempo. É classificada como forte ou fraca: no primeiro caso, função densidade de probabilidade, média, variância e estrutura de autocorrelação não mudam no decorrer do tempo (Morettin e Toloi, 2006). As premissas estão nas equações ( 3.5 ) a ( 3.8 ):

$$f_x(x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_n)) = f_x(x(t_1 + \tau), x(t_2 + \tau), \dots, x(t_n + \tau)), \quad (3.5)$$

$$E[x(t_1)] = E[x(t_2)] = \dots = \mu_t = \mu = \text{constante}, \quad (3.6)$$

$$\text{Var}(x(t)) = \sigma_{x(t)}^2 = \sigma_x^2, \quad (3.7)$$

$$\gamma(t_1, t_2) = \text{Cov}_x(t_1, t_2) = E[x(t_1) - \mu_{t_1}][x(t_2) - \mu_{t_2}], \quad (3.8)$$

onde  $\sigma$  corresponde ao desvio padrão,  $\gamma$  é a autocorrelação.

No segundo caso, fracamente estacionária, apenas média e variância não se alteram ao longo do tempo e a sua função de autocovariância depende apenas de  $t_1 - t_2$ , desta forma temos que as equações ( 3.6 ) e ( 3.8 ). Ao processo estocástico, por convenção, é aplicado o conceito de fracamente estacionário (Esquivel, 2012).

### 3.2.2.2 Transformada em Ondaletas

A Transformada em Ondaletas (TO) é uma técnica utilizada para o estudo de fenômenos periódicos em séries temporais não estacionárias, principalmente quando há a presença de frequências que mudam com o tempo, extraindo informações sobre variações da frequência no tempo.

A ideia central consiste em decompor o sinal analisado em diferentes níveis de frequências, fornecendo uma estrutura hierárquica simples para a interpretação física das informações fornecidas pelo sinal analisado (Barbosa e Blitzkow, 2008, pág.16).

A Figura 29 mostra a relação tempo-frequência, onde a Transformada em Ondaletas possui janelas móveis, tanto no tempo, quanto na frequência. Essas janelas

são inversamente proporcionais, ou seja, quanto menor a frequência, maior o período de tempo, e vice-versa.

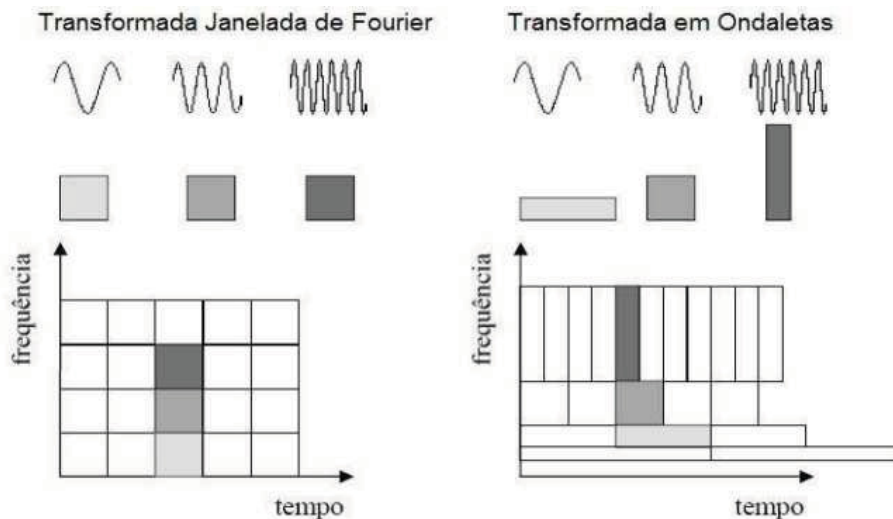


FIGURA 29 – RELAÇÃO TEMPO-FREQÜÊNCIA DA TRANSFORMADA JANELADA DE FOURIER E TRANSFORMADA EM ONDALETAS (ADAPTADO DE BARBOSA E BLITZKOW, 2008, PG. 19)

Uma função ondaleta ( $\psi(t)$ ) deve satisfazer a duas propriedades: i) deve satisfazer a condição de admissibilidade conforme equação ( 3.9 ) (Nourani *et al.*, 2014), ii) os valores positivos são cancelados pelos negativos, conforme equação ( 3.10 ) (Paula, 2013):

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty, \tag{ 3.9 }$$

onde  $\Psi(\omega)$  é a transformada de Fourier de  $\psi(t)$ . Quando a condição de admissibilidade é satisfeita é possível determinar a transformada inversa e a função pode ser reconstruída.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = \Psi(0) = 0, \tag{ 3.10 }$$

onde  $\psi(t)$  é uma função ondaleta.

Para a equação ( 3.10 ) assegura-se que ela é oscilatória e que seu valor médio no domínio temporal é zero.

A TO de uma série temporal corresponde a convolução de uma série de ondaletas filhas geradas pela ondaleta mãe por uma translação  $\tau$  e um escalonamento  $s$ , conforme descrito a seguir ( 3.11 ):

$$\psi_{\tau,s}(t) = \sum_t x_t \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^* \left( \frac{t-\tau}{s} \right); s \neq 0 \quad (3.11)$$

onde,  $\psi^*$  corresponde a ondaleta mãe,  $s$  ao fator de escalonamento e  $\tau$  ao fator de translação.

A análise de Ondaletas é realizada através da aplicação da transformada em ondaletas para diversos valores de translação e escalonamento, o que representa na decomposição do sinal original em diversas componentes localizadas no tempo e na frequência, conforme os parâmetros utilizados (Barbosa e Blitzkow, 2008, pg. 10).

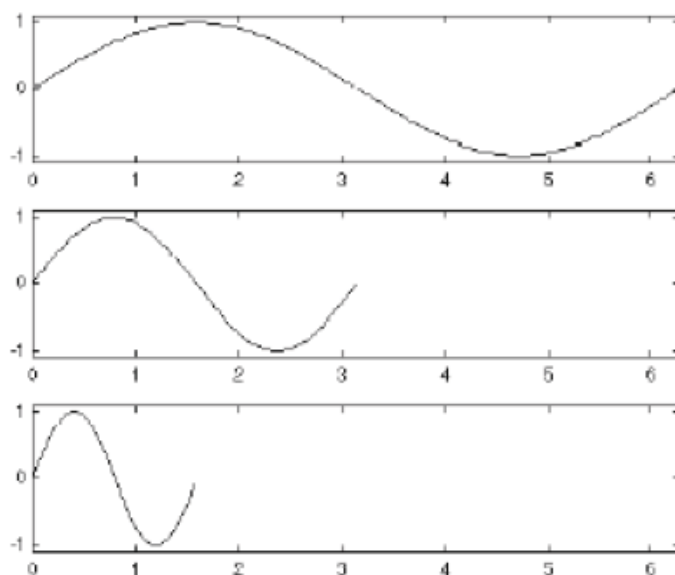


FIGURA 30 – EFEITO DO FATOR DE ESCALONAMENTO NUMA FUNÇÃO SENOIDAL (ADAPTADO DE GUTIERREZ, 2002)



FIGURA 31 – EFEITO DO FATOR DE TRANSLAÇÃO DE UMA ONDALETA (ADAPTADO DE GUTIERREZ, 2002)

Desta forma para valores baixos de escalonamento, tem-se ondaletas curtas que identificam rápidas mudanças e altas frequências, enquanto que valores altos,

são ondaletas longas para identificar mudanças lentas e baixas frequências (Gutierrez, 2002).

O fator  $\frac{1}{\sqrt{s}}$ , na equação ( 3.11 ), corresponde à constante de normalização da energia de cada ondaleta filha. A posição da onda filha no domínio do tempo depende do parâmetro de translação  $\tau$  e do incremento de tempo  $dt$ . A escolha da escala  $s$  determina a cobertura da série no domínio da frequência. O valor da escala é fracionado através da potência de 2.

A amplitude corresponde a equação ( 3.12 ) (Rosch e Schmidbauer, 2014):

$$A_{\tau,s} = \frac{1}{\sqrt{s}} |\psi_{\tau,s}(t)| \quad (3.12)$$

onde  $A_{\tau,s}$  é a amplitude da ondaleta.

A densidade do espectro de potência da ondaleta é definida por ( 3.13 ) (Rosch e Schmidbauer, 2014):

$$E_{\tau,s} = \frac{1}{s} |\psi_{\tau,s}(t)|^2 = (A_{\tau,s})^2, \quad (3.13)$$

onde  $E_{\tau,s}$  é o espectro de potência da ondaleta.

A TO possui efeitos nas bordas por não ser completamente definida no tempo. Para se poder definir a área que deve ser descartada se utiliza o Cone de Influência. Também é determinado o intervalo do nível de confiança do espectro de ondaletas pela equação ( 3.14 ) (Torrence e Compo, 1998):

$$\frac{2}{\chi^2(p/2)} E_{\tau,s} \leq IC \leq \frac{2}{\chi^2(1-p/2)} E_{\tau,s}, \quad (3.14)$$

onde  $p$  tem valor de 0,05 e  $\chi^2(p/2)$  corresponde ao escore da Distribuição Chi-Quadrado  $\chi^2$  na posição  $p/2$ .

Quando a hipótese nula é a de ruído branco, a  $E_{\tau,s}$  é igual a 1 para todas as frequências (Ge, 2007).

Através da análise gráfica também podem ser visualizadas as fases que auxiliam no entendimento dos momentos ou interrupções estruturais das mudanças de fase ( 3.15 ).

$$F_{\tau,s} = Arg(\psi_{\tau,s}(t)), \quad (3.15)$$

onde  $Arg$  corresponde ao argumento de um número complexo.

Numerosos estudos em Meteorologia e Geofísica tem utilizado a TO, sendo aplicada pela primeira vez por Morlet em 1983 para a análise de sinais sísmicos (Barbosa e Blitzkow, 2008).

A escolha da onda mãe depende do objetivo e das características dos sinais. Caso o objetivo seja avaliar mudanças de amplitude e de fase, uma ondaleta complexa como a de Morlet é a indicada (Barbosa e Blitzkow, 2008).

As TO utilizadas neste estudo são aplicadas a séries históricas univariadas e são analisadas através da onda mãe denominada de Morlet, conforme a equação ( 3.16 ):

$$\psi(t) = \pi^{-1/4} e^{i\omega t} e^{-t^2/2}, \quad (3.16)$$

onde,  $\omega$  corresponde a frequência angular e  $i = \sqrt{-1}$ ,  $e^{-t^2/2}$  que é o envelope ou janela gaussiana.

A janela consiste numa função matemática que possui valores iguais a zero fora de um determinado intervalo escolhido. Quando uma função qualquer é multiplicada pelo envelope gaussiano, os valores fora do intervalo escolhido também são iguais a zero. A frequência ( $\omega$ ) sugerida é igual a 6 (Torrence e Compo, 1998).

A ondaleta de Morlet é a combinação de uma onda plana (senóide) de frequência modulada por um envelope gaussiano de largura unitária e tem a propriedade de acoplar oscilações suavizadas (Farge, 1992).

A construção da ondaleta de Morlet pode ser visualizada na Figura 32, onde a multiplicação da onda senoidal em verde pela janela gaussiana em vermelho obtém a ondaleta de Morlet em azul (Torrence e Compo, 1998).

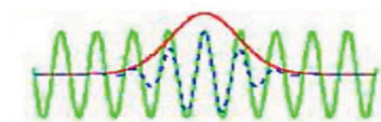


FIGURA 32 – CONSTRUÇÃO DA ONDA MORLET (ADAPTADO DE TORRENCE E COMPO, 1998).

Deve-se também descrever a Transformada Cruzada em Ondaletas (TCO) que demonstra a covariabilidade da energia e relação das fases entre duas séries históricas, conforme equação ( 3.17 ):

$$\psi_{xy, \tau, s} = \frac{1}{s} \psi_{x, \tau, s} \cdot \psi_{y, \tau, s}, \quad (3.17)$$

onde  $\psi_{x, \tau, s}$  é a transformada em ondaletas da variável  $x$ ,  $\psi_{y, \tau, s}$  é a transformada em ondaletas da variável  $y$ ,  $\psi_{xy, \tau, s}$  corresponde a TCO.

A densidade do espectro de potência da transformada cruzada em ondaletas neste caso corresponde a equação ( 3.18 ):

$$E. xy_{\tau, s} = |\psi_{xy, \tau, s}| \quad (3.18)$$

Além da energia da TCO pode-se também determinar a Transformada de Coerência (TC) entre as ondaletas. Para o cálculo da coerência deve haver um alisamento dos espectros das TCO e a normalização de cada espectro de potência. Este valor é análogo ao coeficiente de correlação e está descrito na equação ( 3.19 ):

$$C. xy_{\tau, s} = \frac{\psi_{xy, \tau, s}}{(E. x_{\tau, s} \cdot E. y_{\tau, s})^{1/2}} \quad (3.19)$$

onde  $C. xy_{\tau, s}$  é a transformada de coerência entre as ondaletas.

Os vetores presentes na TCO e na TC correspondem à relação das fases entre as séries históricas avaliadas. Existem 8 posições possíveis, conforme pode-se ver na Figura 33.

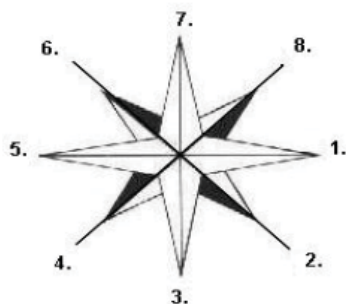


FIGURA 33 – RELAÇÃO DO ÂNGULO DE FASE ENTRE DUAS SÉRIES HISTÓRICAS (BARBOSA E BLITZKOW, 2008)

O significado dos ângulos de fase relativos aos indicadores numéricos da Figura 33:

1. Série 1 e Série 2 completamente em fase.
2. Série 2 avançada 45° da Série 1. A Série 1 responde em 1/8 do período.
3. Série 2 avançada 90° da Série 1. A Série 1 responde em 1/4 do período.
4. Série 2 avançada 135° da Série 1. A Série 1 responde em 3/8 do período.
5. Série 1 e Série 2 estão em fase completamente opostas.

6. Série 2 defasada  $225^\circ$  da Série 1, ou a Série 1 avançada  $135^\circ$  da Série 2. A Série 2 responde com  $3/8$  do período.
7. Série 2 defasada  $90^\circ$  da Série 1. A Série 2 responde em  $1/4$  do período.
8. Série 2 defasada  $45^\circ$  da Série 1. A Série 2 responde em  $1/8$  do período

Para a aplicação da transformada em ondaletas foi utilizada a biblioteca WaveletComp (Rosch e Schmidbauer, 2014). A transformada em ondaletas é usada neste estudo para identificar as bandas de frequências e para analisar a energia do sinal.

### 3.2.3 Decomposição de sinais

Há uma grande dificuldade em se decompor um sinal complexo e existem infinitas formas não triviais para a construção de representações do sinal complexo. O problema na representação está em, pelo menos, dois aspectos: a determinação adequada da decomposição e determinar adequadamente a amplitude e a fase de cada componente (Sharpley e Vatchev, 2006).

O Modo de Decomposição Empírica (*EMD – Empirical mode decomposition*) foi proposto como sendo um método de análise adaptativo tempo-frequência (Huang *et al.*, 1998; Huang, Shen e Long, 1999). O processo se mostrou versátil para a decomposição de sinais em processos não lineares e não estacionários (Wu, Zhaohua e Huang, 2009).

Foram identificadas algumas limitações no *EMD*, como por exemplo, oscilações de amplitude muito diferentes num mesmo modo ou oscilações muito semelhantes em modos diferentes (Wu, Zhaohua e Huang, 2009). Para minimizar estas limitações encontradas, eles propuseram o *EEMD (ensemble empirical mode decomposition)*, que aplica o mesmo método *EMD*, mas sobre um conjunto de sinais (*ensemble*) que corresponde ao sinal original mais um sinal de ruído branco. Segundo os autores, o processo pode ser realizado através de tentativas para obter um resultado ótimo e durante o processo o sinal adicionado é retirado no final ao obter as funções de modo intrínseco (*IMF – intrinsic mode function*) que correspondem às parcelas desagregadas (Wu, Zhaohua e Huang, 2009).

A adição do ruído branco resolve o problema em relação ao problema identificado com as oscilações e onde ocorrem os modos, porém criou alguns novos (Flandrin, Rilling e Goncalves, 2004). Estes novos problemas se referem a que diferentes realizações do ruído branco podem gerar diferentes números de modos de função intrínsecos (Torres *et al.*, 2011).

O método *CEEMDAN* (*complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise*) é capaz de separar os sinais de forma mais clara, pois se espera *IMF's* simétricas, o que pode ser observado na Figura 34 (Torres *et al.*, 2011).

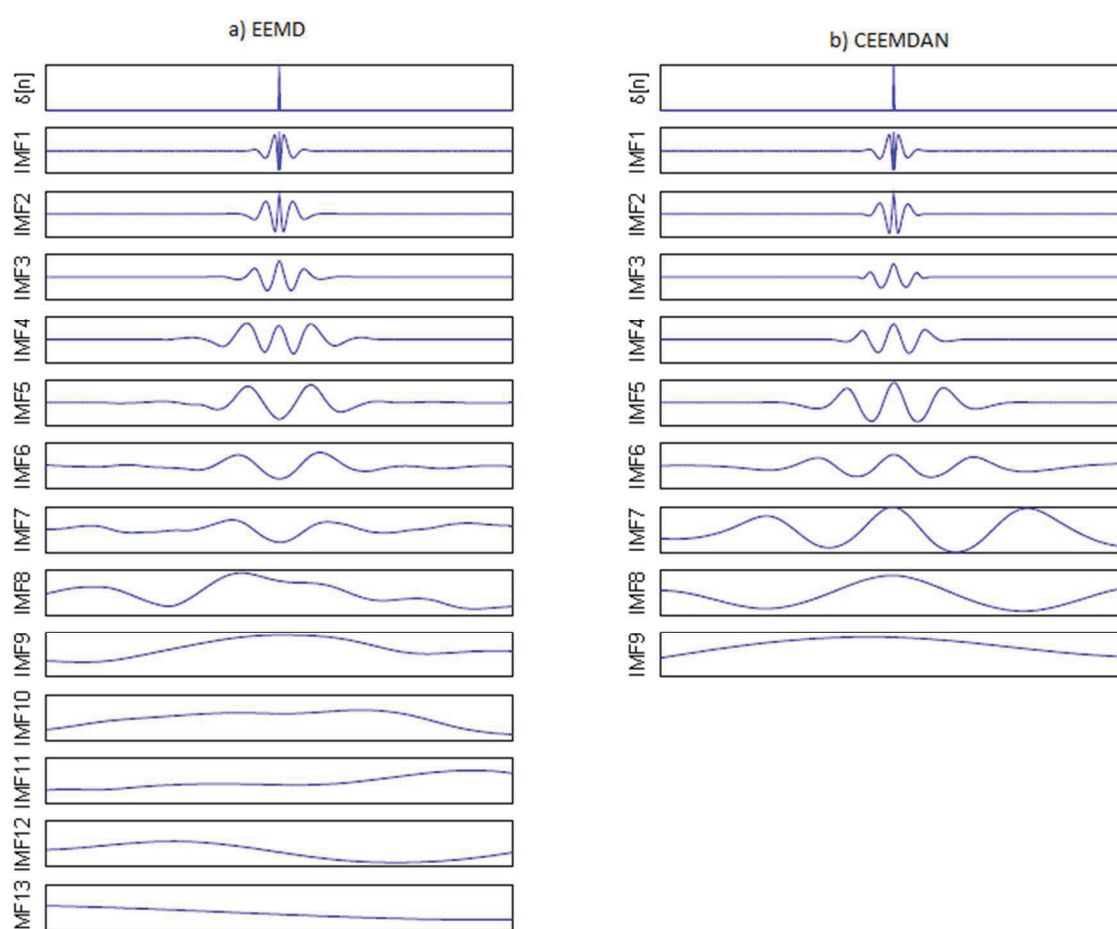


FIGURA 34 – EXEMPLO DE DECOMPOSIÇÃO UTILIZANDO EEMD E CEEMDAN (ADAPTADO DE TORRES ET AL.)

Na Figura 34, o gráfico da esquerda mostra 13 *IMF's*, enquanto o da direita mostra 9 *IMF's*. Em ambas as decomposições, as primeiras 5 são semelhantes. A partir da 8ª *IMF* o resultado não é simétrico como o esperado, ocorre em função do efeito do alisamento da média sobre todas as realizações, enquanto que o método proposto não possui este mesmo problema (Torres *et al.*, 2011).

Para evitar este problema, Torres *et al.* (2011) propõem uma variação do *EEMD* que possibilita uma reconstrução exata do sinal original e uma melhor separação espectral dos modos. Nesta pesquisa, esta variação do método será denominada de *CEEMDAN*.

O método de desagregação *CEEDAM* foi aplicado entre as vazões do Rio Paraná e de Índices climáticos ENOS, Oscilação do Atlântico Norte (*NAO – north Atlantic oscillation*) e Oscilação Interdecadal do Pacífico (*IPO – Interdecadal pacific oscillation*) e foi possível verificar que as oscilações intra-anuais e anuais refletem a sazonalidade. Encontrou-se uma tendência de aumento das vazões que pode ser relacionada com o aquecimento global e mudanças no uso e ocupação do solo. Verificou-se que o método *CEEMDAN* possibilita a análise das informações de maneira mais clara que *EEMD* (Antico, Schlotthauer e Torres, 2014).

Neste estudo os dados de precipitação, temperatura e índices climáticos foram decompostos utilizando o *CEEMDAN*.

O sinal real  $x(t)$  é representado pela função ( 3.20 ), que corresponde à soma das parcelas dos sinais decompostos e o resíduo:

$$x(t) = \sum_{j=1}^M IMF_j(t) + r_j(t), \quad (3.20)$$

onde,  $M$  é o número de modos de função intrínseca,  $1 \leq j \leq M$ ,  $IMF_j(t)$  são os sinais decompostos, denominados de funções de modo intrínseco (*IMF – intrinsic mode functions*) e  $r_j(t)$  são os resíduos.

Para que a função seja uma *IMF*, ela deve satisfazer as propriedades: (i) *IMF* tem exatamente um zero entre dois extremos locais consecutivos e (ii) possuir média local igual a zero. Se a função satisfaz apenas a propriedade (i), ela é denominada de fracamente *IMF*.

O procedimento para realizar a decomposição através da *EMD* está descrito a seguir:

- i. Determinam-se os extremos locais, para as envoltórias superior e inferior, cada uma em separado.

- ii. A média local é a média entre os valores das duas envoltórias. Caso a média local não seja zero, este valor é reduzido da curva média. Esta curva obtida é candidata a ser uma *IMF*.
- iii. Este procedimento é repetido até que a média local seja igual a zero, esta fase denomina-se de interação interior.
- iv. Após encontrar a *IMF*, este sinal é subtraído do sinal original (interação exterior) e aplica-se novamente a interação interior, até que o resíduo seja pequeno ou monotônico.

O procedimento para realizar a decomposição através da *EEMD* é descrito a seguir:

- i. É gerado um conjunto de realizações  $x^i(t)$  baseado no sinal real com a inclusão de um ruído branco gaussiano através da equação ( 3.21 ):

$$x^i(t) = x(t) + w^i(t), \quad (3.21)$$

onde,  $w^i(t)$  corresponde ao ruído branco gaussiano com  $N(0,1)$ ,  $i$  corresponde ao número de realizações.

- ii. Para cada  $x^i(t)$  aplica-se o método *EMD*, obtendo  $IMF_j^i$ .
- iii. Calcula-se o  $\overline{IMF}_j$ , que corresponde à média das realizações através da equação ( 3.22 ):

$$\overline{IMF}_j = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I IMF_j^i \quad (3.22)$$

- iv. Após encontrar a  $\overline{IMF}_j$ , este sinal é subtraído do sinal original.

No caso da *EEMD*, cada realização  $x^i(t)$  é decomposta de forma independente (Torres *et al.*, 2011), portanto, cada realização possui um resíduo:

$$r_j^i(t) = r_{j-1}^i(t) - IMF_j^i(t), \quad 2 \leq j \leq M \quad (3.23)$$

Em virtude deste aspecto, cada vez que é aplicado o método *EEMD* podem ser obtidos diferentes números de IMF's.

O procedimento para realizar a decomposição através da *CEEMDAN* é descrito a seguir:

- i. Determina-se o primeiro  $\widehat{IMF}_1$  da mesma forma que em *EEMD*;
- ii. Calcula-se um primeiro resíduo único:

$$r_1(t) = x(t) - \widehat{IMF}_1, \quad (3.24)$$

- iii. É gerado um conjunto de realizações  $r_j^i(t)$  baseado no resíduo com a inclusão de um ruído branco gaussiano, conforme equação ( 3.25 ):

$$r_j^i(t) = r_{j-1}(t) + w^i(t), \quad j \geq 2, \quad (3.25)$$

- iv. Para cada  $r_j^i(t)$  aplica-se o método *EMD*, obtendo  $\widehat{IMF}_j^i$ ;
- v. Calcula-se  $\widehat{IMF}_j$ , por meio da equação ( 3.26 ), que corresponde à média das realizações:

$$\widehat{IMF}_j = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I \widehat{IMF}_j^i, \quad (3.26)$$

- vi. Após encontrar a  $\widehat{IMF}_j$ , este sinal é subtraído do sinal original.

Para aplicação do *CEEMDAN*, os dados a serem decompostos foram padronizados, conforme a equação ( 3.27 ):

$$x'(t) = \frac{x(t) - \bar{x}}{\sigma}, \quad (3.27)$$

onde  $\bar{x}$  é a média e  $\sigma$  é o desvio padrão.

Caso não fossem padronizados, e considerando que cada IMF deve ter média igual a zero, a média dos valores observados ficaria retida nos resíduos. Como os resíduos ficam agrupados na faixa interdecadal, esta frequência teria uma interferência e uma significância muito desproporcional em relação aos demais sinais decompostos. Para obter novamente a série com os valores despadronizados foi considerada a equação ( 3.28 ):

$$x(t) = x'(t)\sigma + \frac{\bar{x}}{n'}, \quad (3.28)$$

onde  $n'$  é o número de faixas de frequência que tenham *IMF's*. Através da equação ( 3.28 ), a média é redistribuída proporcionalmente pelo número de faixas.

Os dados decompostos foram precipitação, temperatura e os seguintes índices climáticos: Niño3, Niño3.4, *IPO*, *PDO*. O período de análise compreende 1959 a 2008. Os dados foram padronizados descontando a média e dividindo pelo desvio padrão. Para cada informação foi calculado o espectro de potência para identificar a frequência com o valor máximo.

Após a aplicação do método *CEEMDAN* para decomposição dos sinais, as *IMF's* e a parte residual foram agrupadas na seguinte classificação:

- Intra-anual (abaixo de 1 ano);
- Anual (entre 2 anos e 1 ano);
- Interanual (entre 8 anos a 2 anos);
- Decadal (entre 16 anos e 8 anos);
- Interdecadal (acima de 16 anos) com o resíduo.

Foi aplicada esta classificação em função da extensão da série histórica que é de 50 anos, para séries mais extensas poderão ocorrer outras escalas temporais.

Para a aplicação da decomposição através do método *CEEMDAN* foi utilizada a biblioteca hht (Bowman e Lees, 2013).

### 3.3 RESULTADOS

A definição da área para aplicação do estudo de caso considera a disponibilidade de dados, a revisão bibliográfica e os resultados da análise fatorial (item 2.3.5) são apresentados no item 3.3.1.

A aplicação dos métodos transformada em ondaletas, decomposição dos sinais e transformada cruzada em ondaletas é apresentada na sequência e será na área de estudo selecionada, de forma a verificar as principais conexões encontradas na revisão bibliográfica da precipitação com os índices climáticos.

### 3.3.1 Definição da área de aplicação do estudo de caso

Para a definição da área de aplicação do estudo de caso foram relacionados os resultados da análise fatorial apresentado no item 2.3.5, localização de 110 estações pluviométricas relacionadas na Tabela 33 do Apêndice A2, localização de 294 estações fluviométricas no Estado do Paraná com ênfase nas estações com maior número de anos com dados, localização das estações climatológicas e o período de dados disponível e os resultados observados na revisão bibliográfica.

O estudo foi realizado no Estado do Paraná que pertence à região sul do Brasil ao sul da América do Sul, conforme Figura 35.

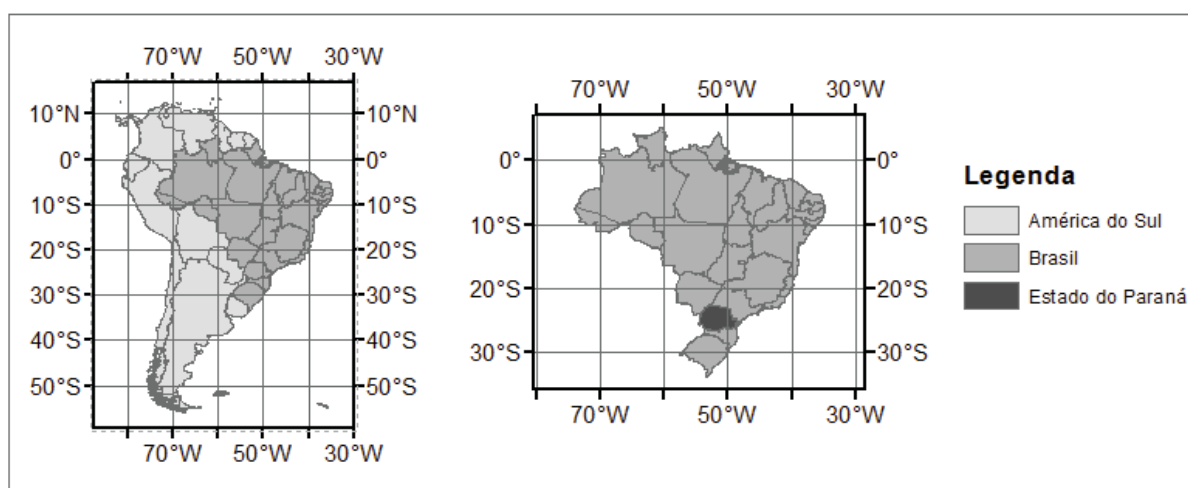


FIGURA 35 – ÁREA DE ESTUDO: AMÉRICA DO SUL, SUL DO BRASIL, ESTADO DO PARANÁ

A Figura 36 apresenta a divisão das bacias hidrográficas presentes no Estado do Paraná, a distribuição espacial das estações pluviométricas, fluviométricas e climatológicas.

Através da análise fatorial aplicada ao *SPI*, cujos primeiros modos são mostrados na Figura 20, pode-se ver que o sudoeste do Paraná é uma região de maior variabilidade de *SPI*.

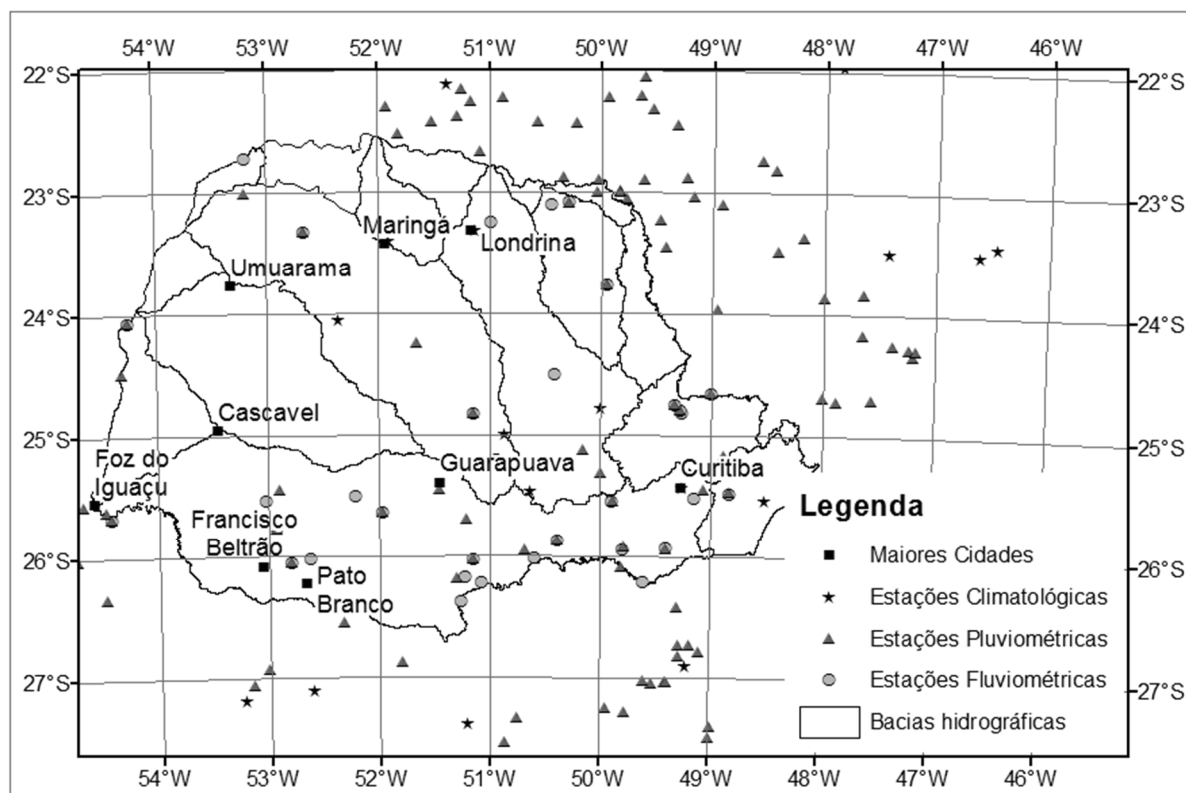


FIGURA 36 – MAPA CONTENDO A DISPONIBILIDADE DE ESTAÇÕES PLUVIOMÉTRICAS, FLUVIOMÉTRICAS E CLIMATOLÓGICAS

Relacionando-se as informações da Figura 20 e da Figura 36 foi selecionada a estação fluviométrica 65945000 – Ponte do Vitorino localizada no Rio Vitorino, no Município de Bom Sucesso do Sul. Possui data de instalação de 20/07/1956 e opera até os dias atuais.

Próximo à estação fluviométrica e da sua bacia de drenagem, foi identificada apenas uma estação pluviométrica disponível, a estação 02652009, localizada no mesmo local da estação fluviométrica. Possui coordenadas: 26° 03' 01" S e 52° 48' 03" L com altitude de 550 metros. Está em operação desde 05/01/1957.

Foi selecionada a estação climatológica mais próxima da área de estudo, estação Iraí, código 83.881, cuja latitude é de 27° 10' 48" S, longitude de 53° 13' 48" W e altitude de 247,1 metros. Da estação Iraí foram utilizados os dados de temperatura média mensal.

A série de dados utilizada consiste no período de 01/1961 a 12/2008, totalizando 48 anos de dados (576 meses), para as precipitações mensais (mm), temperaturas mensais (°C) e vazões médias mensais (m<sup>3</sup>/s).

A Figura 37 apresenta a localização da bacia hidrográfica selecionada para a aplicação do estudo de caso.

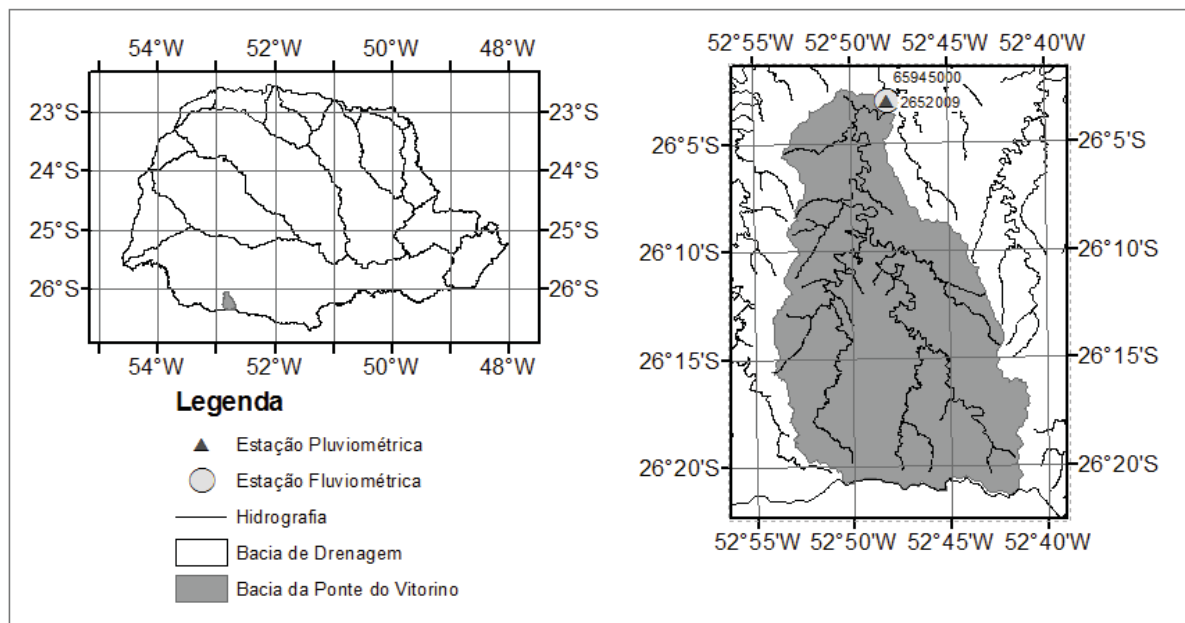


FIGURA 37 – MAPA COM A BACIA HIDROGRÁFICA SELECIONADA COMO ÁREA DE ESTUDO

### 3.3.2 Transformada em Ondaletas (TO)

Na sequência foram realizadas a análise de ondaletas contendo espectro de potência e imagem das fases ao longo dos anos para o sinal original e das decomposições agrupadas de temperatura, precipitação total mensal, quantidade de dias com chuva por mês, quantidade de dias sem chuva por mês, máxima precipitação diária por mês, sequência de dias com chuva por mês, sequências de dias sem chuva por mês e índices climáticos IPO, Niño3, Niño34 e PDO. Esta análise gráfica foi realizada para períodos superiores a 2 anos, portanto, destacando ciclos interanual, decadal e interdecadal, estão apresentadas na Figura 38, Figura 39, Figura 40, Figura 41, Figura 42, Figura 43, Figura 44, Figura 45, Figura 46, Figura 47 e Figura 48.

As figuras estão organizadas com quatro gráficos, o primeiro gráfico apresenta a média do espectro de potência ao longo do período, os pontos representam os níveis de significância e identificam qual região do espectro atende ao nível de significância. O segundo gráfico mostra o espectro de potência ao longo dos anos, pode-se identificar pelo eixo vertical os períodos correspondentes aos maiores valores do espectro de potência, as linhas pretas correspondem ao nível de significância de 0,05 e as brancas ao nível de 0,10. No terceiro gráfico estão mostradas a alternância das fases, os níveis de cor são definidos de acordo com os pontos de interrupção equidistantes (abrangendo o intervalo de  $-\pi$  a  $+\pi$ ). As cores

verde, vermelho e azul representam as fases próximo de zero, as fases perto de  $+\pi$  e as fases perto de  $-\pi$ , respectivamente. O último gráfico corresponde à série temporal dos valores mensais.

Inicialmente, serão apresentados os gráficos da TO para a temperatura média mensal, precipitação total mensal, quantidade de dias com chuva mensal, quantidade de dias sem chuva mensal, máxima precipitação diária por mês, sequência de dias com chuva mensal, sequência de dias sem chuva mensal.

A Figura 38 apresenta os gráficos para a temperatura média mensal padronizada da estação Iraí.

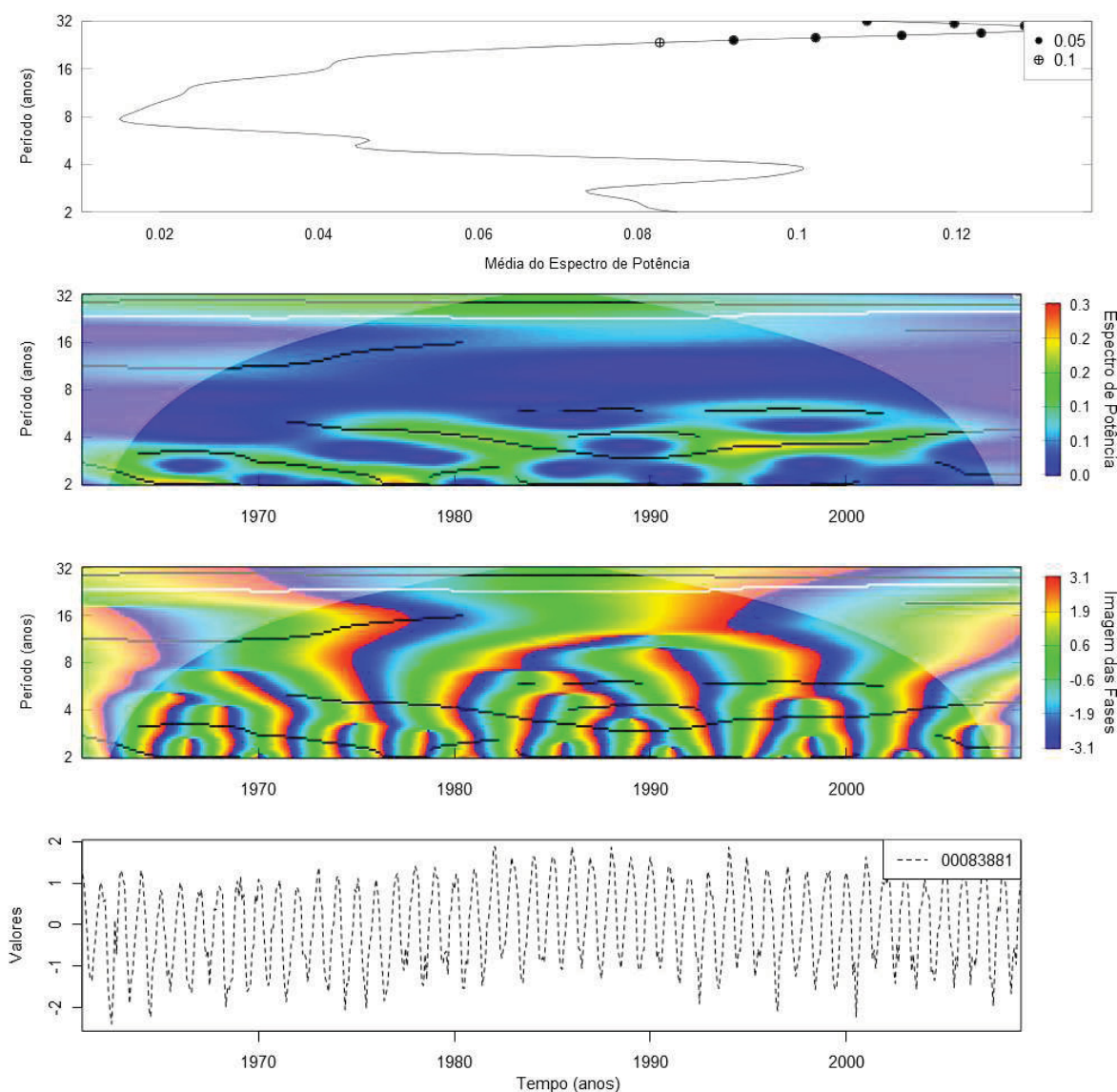


FIGURA 38 – TEMPERATURA PADRONIZADA DA ESTAÇÃO IRAÍ (00083881) APRESENTANDO DO PAINEL SUPERIOR PARA O INFERIOR, A MÉDIA DO ESPECTRO DE POTÊNCIA PARA O PERÍODO, A TRANSFORMADA EM ONDALETAS COM O ESPECTRO DE POTÊNCIA, A IMAGEM DAS FASES E A SÉRIE TEMPORAL.

A Figura 38 apresenta quatro gráficos, os três primeiros gráficos, possuem informações complementares, pode-se verificar os períodos e as frequências com níveis de significância de 0,05 e 0,10. Na faixa dos períodos de 2 a 32 anos, o espectro de potência predominante é próximo a 4 anos, sendo que a maior intensidade do espectro de potência está próxima a 1980 e 1995, porém na média do espectro de potência, apenas se demonstra de maneira contínua um ciclo maior que 16 anos. O terceiro gráfico apresenta as mudanças das fases nos vários ciclos. Comparando o terceiro gráfico com o quarto gráfico demonstra que a sobreposição das fases está relacionando com os ciclos presentes na série temporal, para isto deve-se observar a união das fases (em verde) ao longo dos ciclos (4, 8, 16 e, às vezes, 32 anos) com a tendência de crescimento e decréscimo dos valores no quarto gráfico.

A Figura 39 apresenta a TO para a precipitação total mensal da estação pluviométrica 02652009. O primeiro gráfico demonstra que a chuva apresenta três ciclos significativos com 4 e 8 anos com nível de significância de 5% e para 16 anos com nível de significância de 10%. No segundo e terceiro gráficos podem-se identificar o nível de significância de 5% com as linhas pretas e de 10% com as linhas brancas. O segundo gráfico demonstra o espectro de potência e verifica-se que o maior valor ocorreu em 1983. No terceiro gráfico pode-se observar a sobreposição das fases, desde o período de 2 até 16 anos no ano de 1983. O quarto gráfico mostra a série histórica de chuva e pode-se perceber que as maiores magnitudes de chuva e de período úmido estão relacionadas com a sobreposição das fases e da intensidade do espectro de potência. Em relação às secas, podemos destacar a seca na região em 1968, neste caso verifica-se que se encontra numa faixa vermelho-azul que demonstra uma alteração de fases com períodos sobrepostos entre 2 anos a 10 anos.

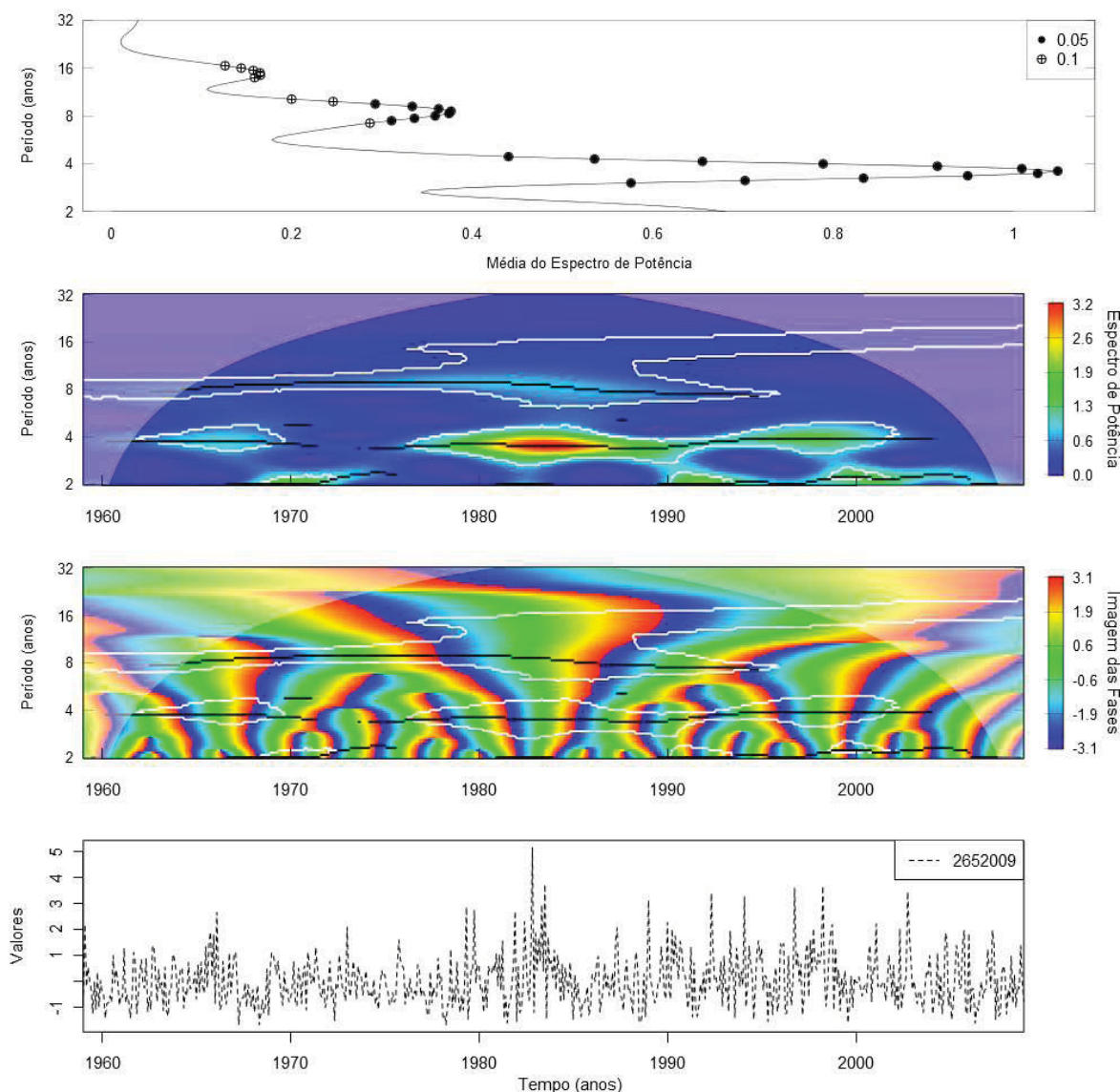


FIGURA 39 – ESTAÇÃO PLUVIOMÉTRICA 02652009 APRESENTANDO DO PAINEL SUPERIOR PARA O INFERIOR, A MÉDIA DO ESPECTRO DE POTÊNCIA PARA O PERÍODO, A TRANSFORMADA EM ONDALETAS COM O ESPECTRO DE POTÊNCIA, A IMAGEM DAS FASES E A SÉRIE TEMPORAL.

A Figura 40 apresenta a TO para a quantidade de dias com chuva mensal para a estação pluviométrica 02652009. O primeiro gráfico demonstra que a quantidade de dias com chuva mensal está relacionada com ciclos de 6 e 10 anos com nível de significância de 5% e de 2 anos com nível de significância de 10%. No segundo e terceiro gráficos podem-se identificar o nível de significância de 5% com as linhas pretas e de 10% com as linhas brancas. O segundo gráfico verifica-se que o maior valor ocorreu no início da série, lembrando que os valores que devem ser observados são os que estão dentro do cone de influência. No terceiro gráfico pode-se observar a sobreposição das fases, desde o período de 2 até 16 anos. O quarto

gráfico mostra a série histórica padronizada e pode-se perceber que as maiores magnitudes de dias com chuva estão relacionadas com a sobreposição das fases e da intensidade do espectro de potência.

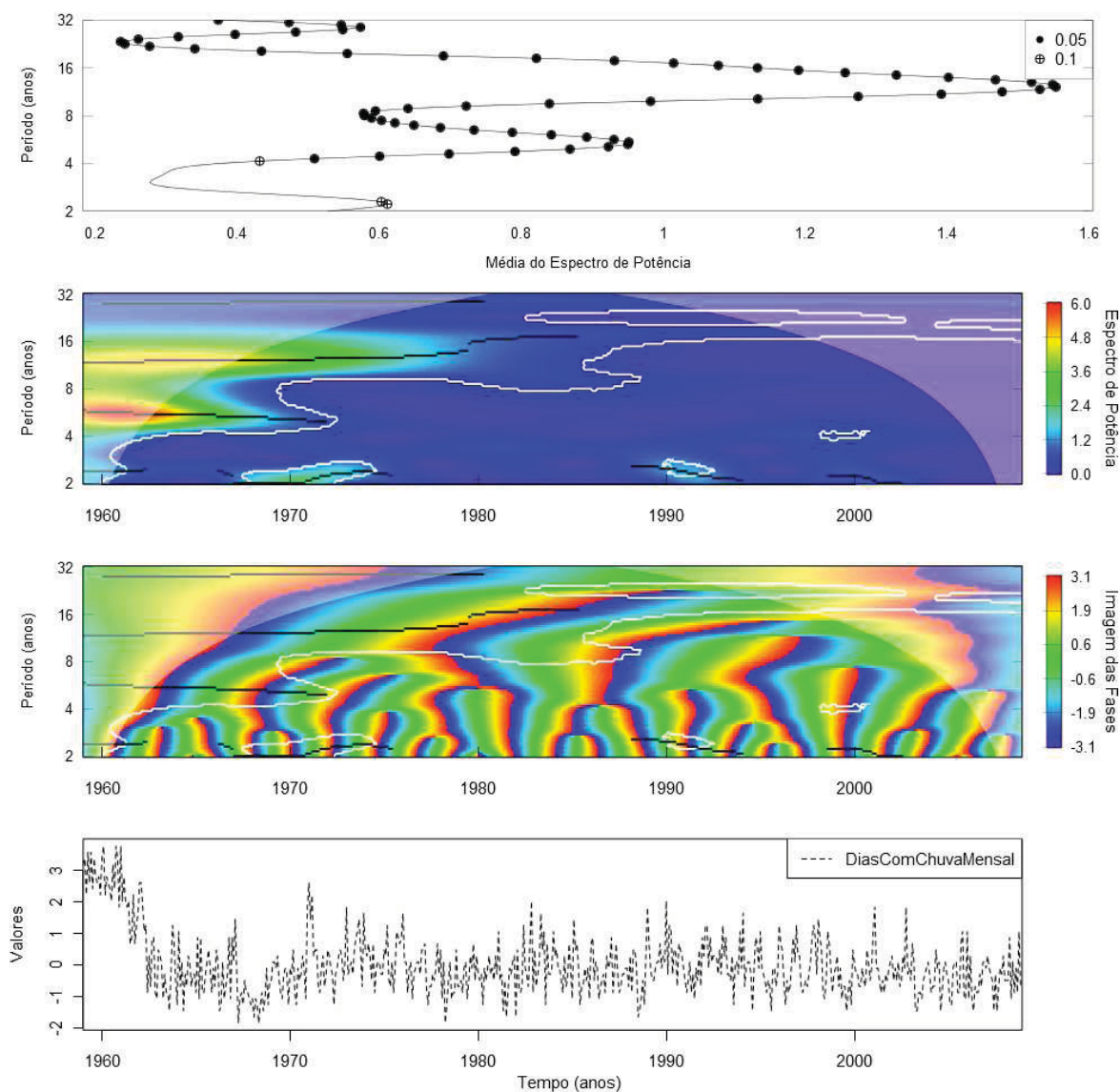


FIGURA 40 – QUANTIDADE DE DIAS COM CHUVAS MENSAL PARA A ESTAÇÃO PLUVIOMÉTRICA 02652009 APRESENTANDO DO PAINEL SUPERIOR PARA O INFERIOR, A MÉDIA DO ESPECTRO DE POTÊNCIA PARA O PERÍODO, A TRANSFORMADA EM ONDALETAS COM O ESPECTRO DE POTÊNCIA, A IMAGEM DAS FASES E A SÉRIE TEMPORAL.

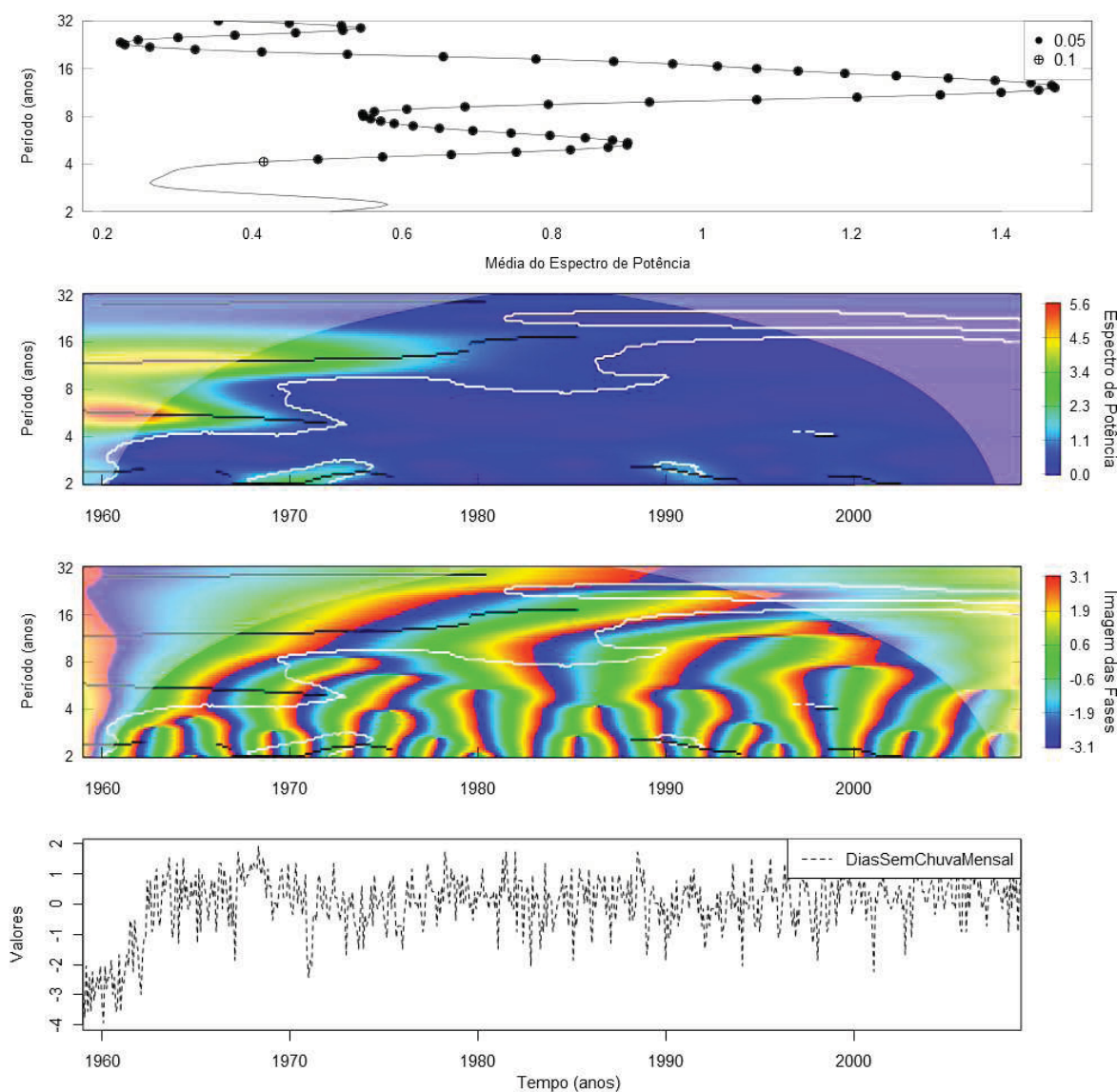


FIGURA 41 – QUANTIDADE DE DIAS SEM CHUVAS MENSAL PARA A ESTAÇÃO PLUVIOMÉTRICA 02652009 APRESENTANDO DO PAINEL SUPERIOR PARA O INFERIOR, A MÉDIA DO ESPECTRO DE POTÊNCIA PARA O PERÍODO, A TRANSFORMADA EM ONDALETAS COM O ESPECTRO DE POTÊNCIA, A IMAGEM DAS FASES E A SÉRIE TEMPORAL.

A Figura 41 apresenta a TO para a quantidade de dias sem chuva mensal da estação pluviométrica 02652009. Apresenta os gráficos de maneira semelhante ao da quantidade de dias com chuva. O primeiro gráfico demonstra que a quantidade de dias sem chuva mensal está relacionada com ciclos de 6 e 10 anos com nível de significância de 5% e de 4 anos com nível de significância de 10%. O segundo gráfico demonstra o espectro de potência e verifica-se que o maior valor ocorreu no início da série, lembrando que os valores que devem ser observados são os que estão dentro do cone de influência. No terceiro gráfico pode-se observar a sobreposição das fases, quando há mudança do vermelho para o azul. O quarto gráfico mostra a série histórica

padronizada com a quantidade de dias sem chuva mensal e pode-se perceber que as maiores magnitudes de dias sem chuva estão relacionadas com a sobreposição das fases e da intensidade do espectro de potência.

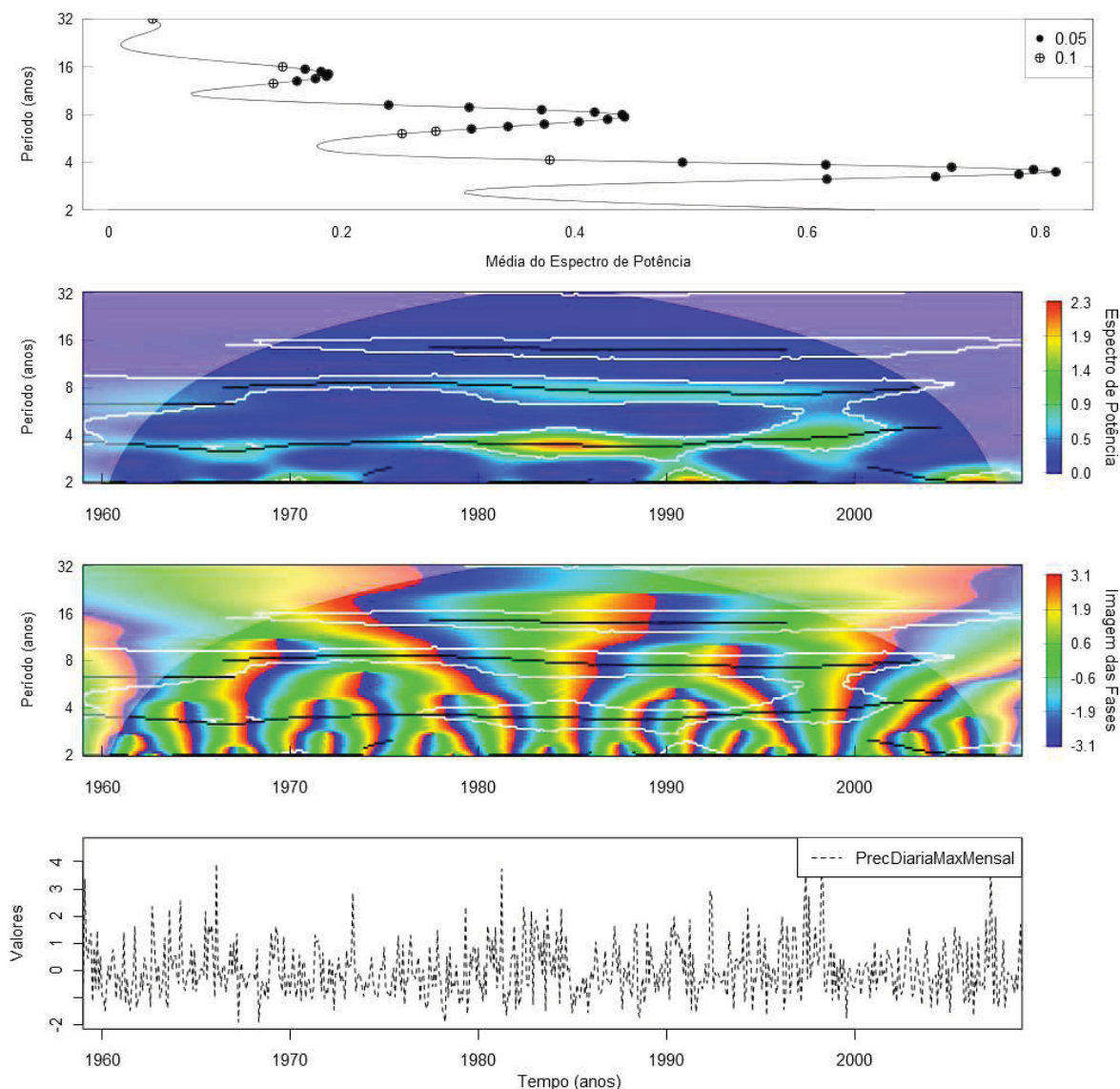


FIGURA 42 – MÁXIMA PRECIPITAÇÃO DIÁRIA POR MÊS PARA A ESTAÇÃO PLUVIOMÉTRICA 02652009 APRESENTANDO DO PAINEL SUPERIOR PARA O INFERIOR, A MÉDIA DO ESPECTRO DE POTÊNCIA PARA O PERÍODO, A TRANSFORMADA EM ONDALETAS COM O ESPECTRO DE POTÊNCIA, A IMAGEM DAS FASES E A SÉRIE TEMPORAL.

A Figura 42 apresenta a TO para a máxima precipitação diária para cada mês da estação pluviométrica 02652009. O primeiro gráfico demonstra que a precipitação máxima diária de cada mês está relacionada com ciclos de 4, 8 e 16 anos com nível de significância de 5%. No segundo e terceiro gráficos podem-se identificar o nível de significância de 5% com as linhas pretas e de 10% com as linhas brancas. O segundo

gráfico demonstra o espectro de potência e verifica-se que os maiores valores ocorreram em 1983 e 1998. No terceiro gráfico pode-se observar a sobreposição das fases, desde o período de 2 até 16 anos, para os anos de 1983 e 1998, de forma semelhante ao de precipitação. O quarto gráfico mostra a série histórica padronizada e pode-se perceber que os maiores valores estão relacionados com a sobreposição das fases e da intensidade do espectro de potência.

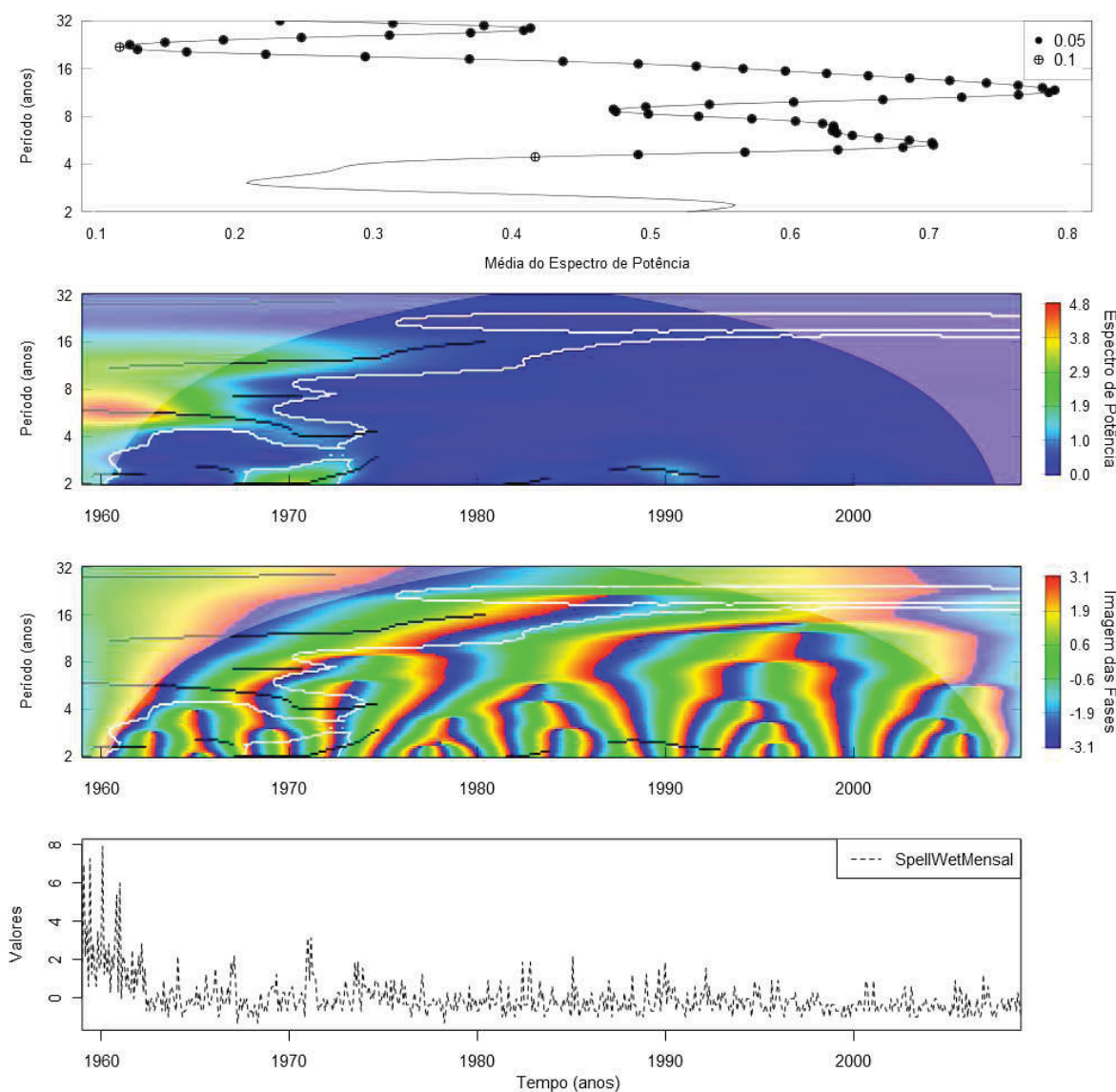


FIGURA 43 – SEQUÊNCIA DE DIAS COM CHUVAS POR MÊS PARA A ESTAÇÃO PLUVIOMÉTRICA 02652009 APRESENTANDO DO PAINEL SUPERIOR PARA O INFERIOR, A MÉDIA DO ESPECTRO DE POTÊNCIA PARA O PERÍODO, A TRANSFORMADA EM ONDALETAS COM O ESPECTRO DE POTÊNCIA, A IMAGEM DAS FASES E A SÉRIE TEMPORAL.

A Figura 43 apresenta a TO para a sequência de dias com chuva para cada mês da estação pluviométrica 02652009. O primeiro gráfico demonstra que os ciclos

principais são de 5 e 16 anos com nível de significância de 5%. O segundo gráfico demonstra o espectro de potência e verifica-se que os maiores valores ocorreram antes de 1970. No terceiro gráfico pode-se observar a sobreposição das fases, desde o período de 2 até 16 anos, para os anos de 1990 e 2000, estes valores foram diferentes do que para as precipitações mensais e máximas diárias que demonstram uma relação com as cheias mais severas da região. O quarto gráfico mostra a série histórica padronizada e pode-se perceber que os maiores valores estão relacionados com a sobreposição das fases e da intensidade do espectro de potência, porém esta faixa está fora do cone de significância.

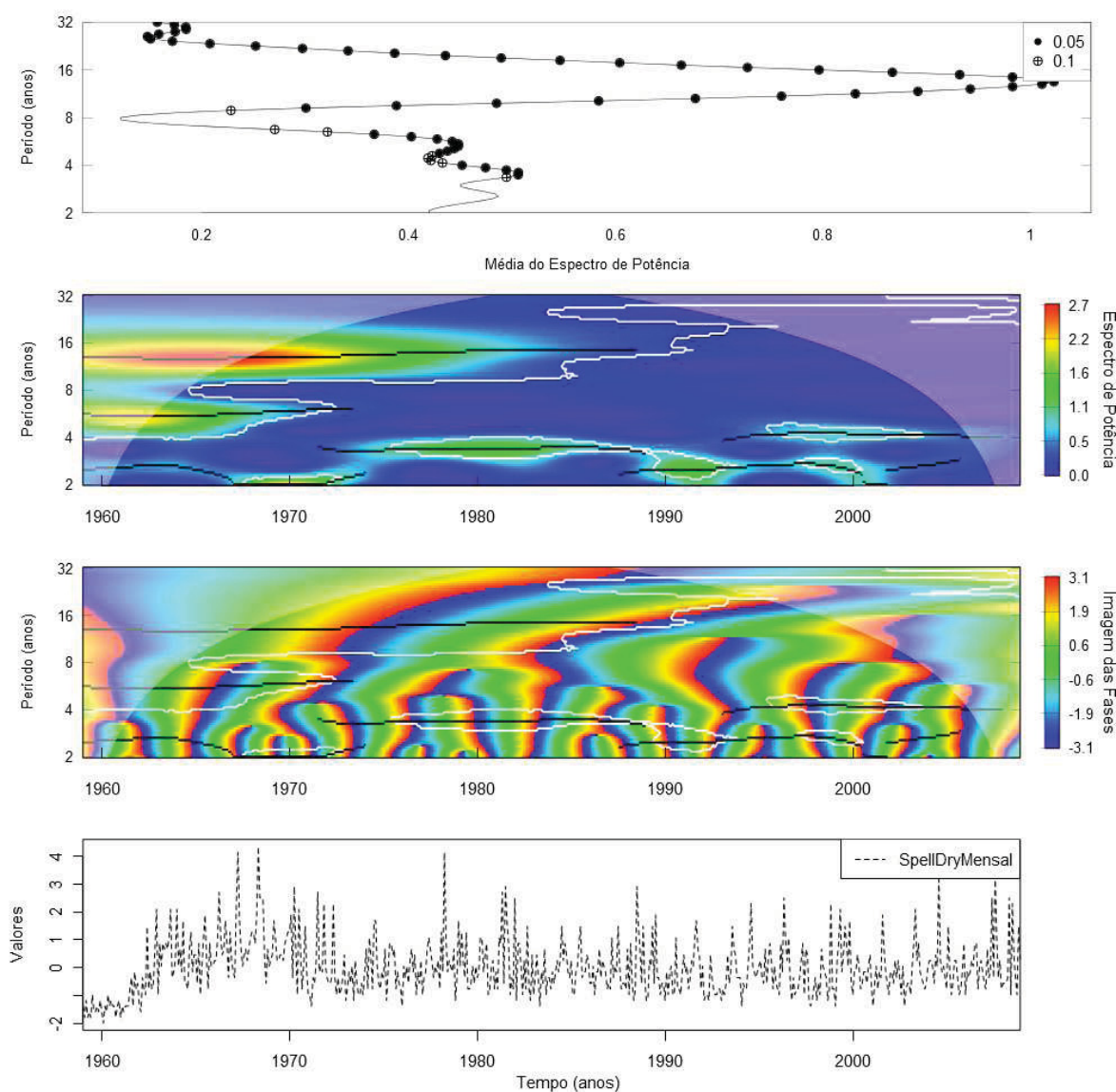


FIGURA 44 – SEQUÊNCIA DE DIAS SEM CHUVAS POR MÊS PARA A ESTAÇÃO PLUVIOMÉTRICA 02652009 APRESENTANDO DO PAINEL SUPERIOR PARA O INFERIOR, A MÉDIA DO ESPECTRO DE POTÊNCIA PARA O PERÍODO, A TRANSFORMADA EM ONDALETAS COM O ESPECTRO DE POTÊNCIA, A IMAGEM DAS FASES E A SÉRIE TEMPORAL.

A Figura 44 apresenta a TO para a sequência de dias sem chuva para cada mês da estação pluviométrica 02652009. O primeiro gráfico demonstra que os ciclos principais são apenas para ciclos entre 3 e 6 anos e acima de 10 anos com nível de significância de 5%. O segundo gráfico demonstra o espectro de potência e identifica-se que os maiores valores ocorreram próximo ao ciclo de 16 entre 1960 e 1970, outros valores menos intensos ocorreram próximos aos anos de 1968, 1982, 1992 e 1999. No terceiro gráfico e quarto gráfico podem-se observar, de forma análoga aos demais gráficos, a sobreposição das fases.

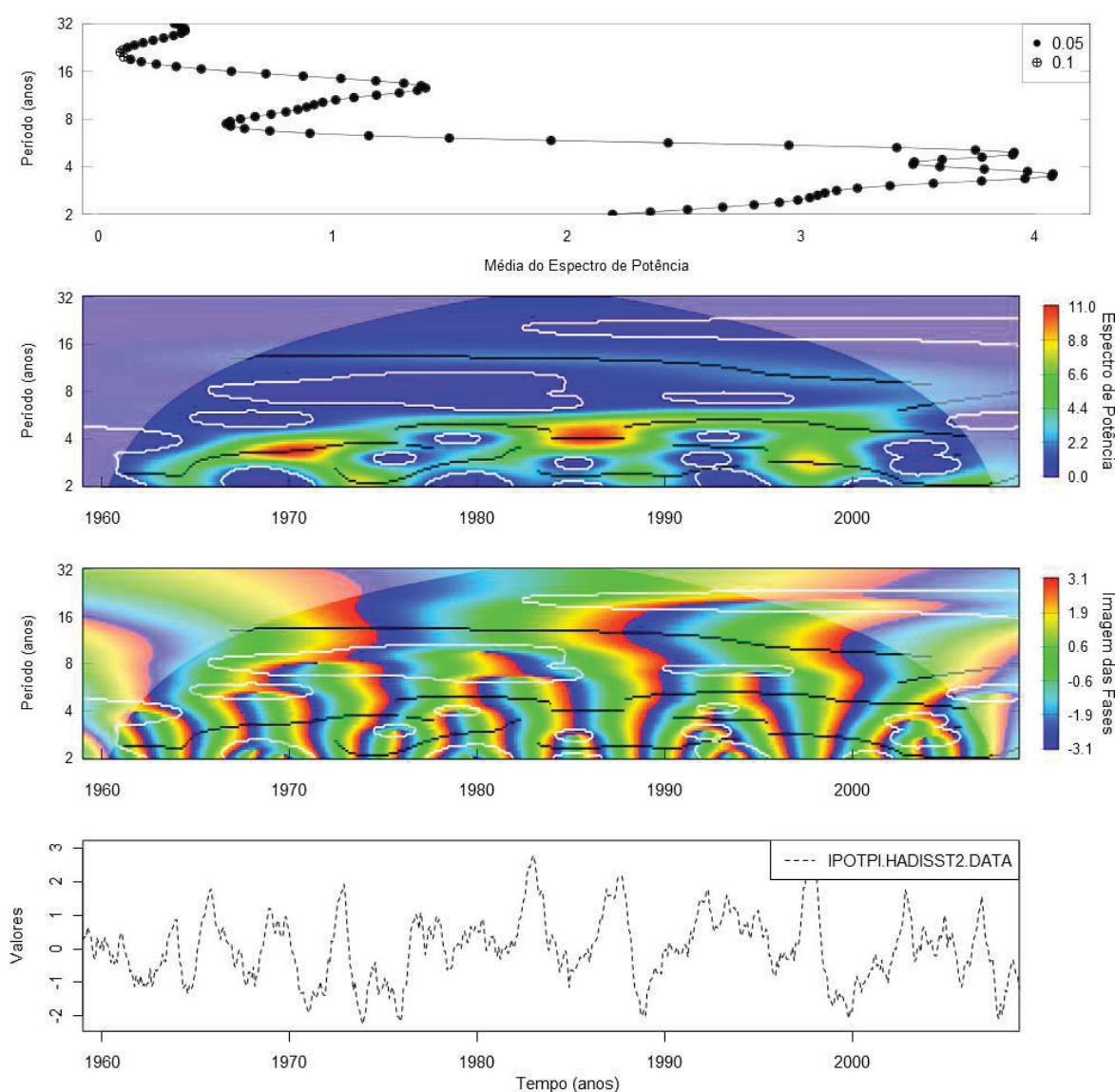


FIGURA 45 – OSCILAÇÃO DECADAL DO PACÍFICO (IPO) APRESENTANDO DO PAINEL SUPERIOR PARA O INFERIOR, A MÉDIA DO ESPECTRO DE POTÊNCIA PARA O PERÍODO, A TRANSFORMADA EM ONDALETAS COM O ESPECTRO DE POTÊNCIA, A IMAGEM DAS FASES E A SÉRIE TEMPORAL.

A Figura 45 apresenta a TO para a IPO. O primeiro gráfico demonstra que o índice apresenta todos os ciclos entre 2 a 32 anos com nível de significância de 5%, sendo que os mais intensos são para 4 e próximo de 16 anos. O segundo gráfico demonstra o espectro de potência ao longo dos anos e identifica-se que os maiores valores ocorreram próximo ao ciclo de 4 para 1970 e 1985. No terceiro gráfico e quarto gráfico podem-se observar, de forma análoga aos demais gráficos, a sobreposição das fases, onde a faixa verde continua mostra um ciclo de valores maiores de IPO, cada faixa verde dentro desta faixa verde contínua, mostra picos de IPO e as mudanças de cor vermelho para azul mostra mínimos de IPO.

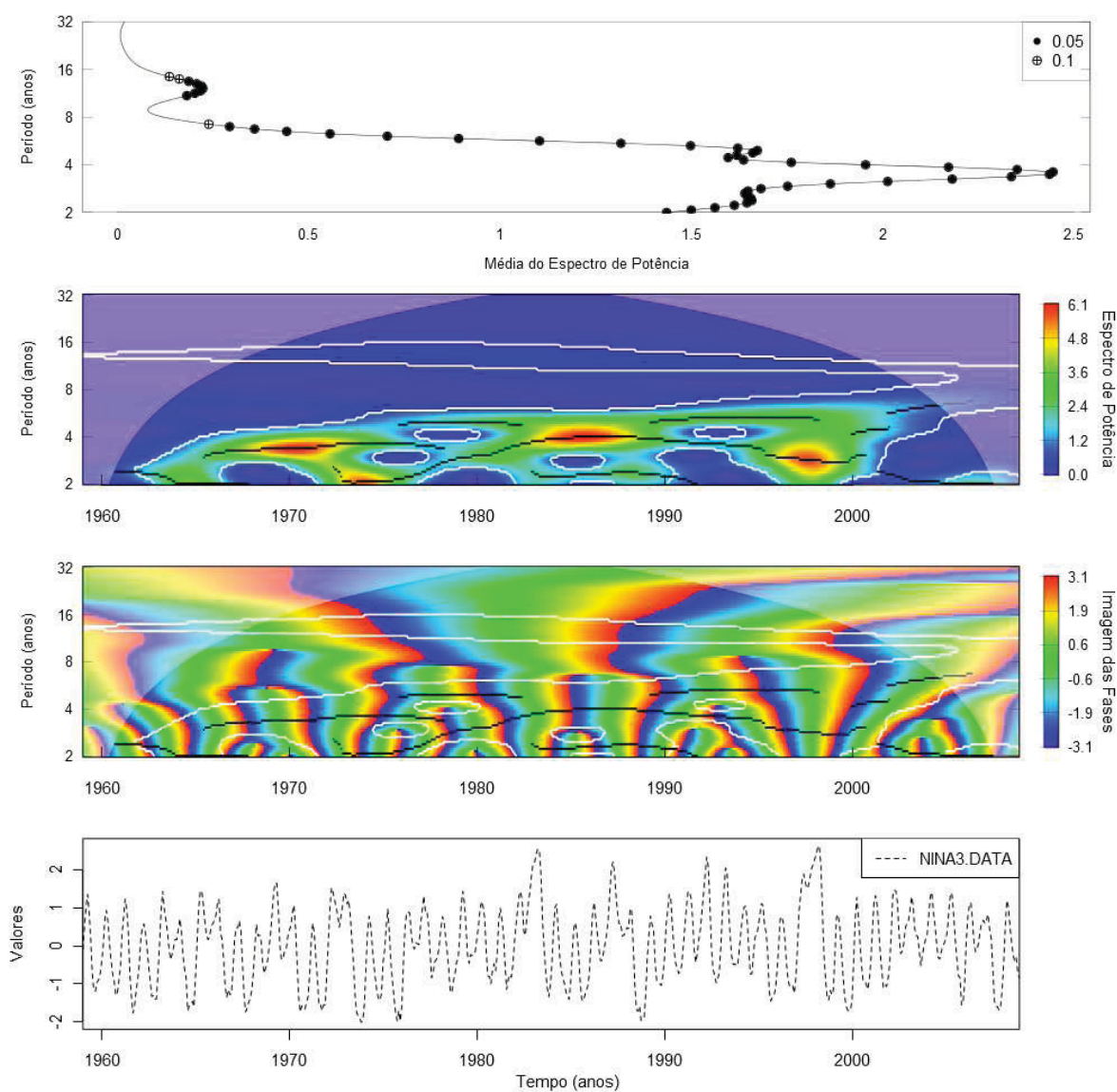


FIGURA 46 – EL NIÑO OSCILAÇÃO SUL (NIÑO3) APRESENTANDO DO PAINEL SUPERIOR PARA O INFERIOR, A MÉDIA DO ESPECTRO DE POTÊNCIA PARA O PERÍODO, A TRANSFORMADA EM ONDALETAS COM O ESPECTRO DE POTÊNCIA, A IMAGEM DAS FASES E A SÉRIE TEMPORAL.

A Figura 46 apresenta a TO para a NIÑO3. O primeiro gráfico demonstra que o índice apresenta como principal ciclo com 4 anos e um ciclo em torno de 12 anos com nível de significância de 5%. O segundo gráfico demonstra o espectro de potência ao longo dos anos e identifica-se que os maiores valores ocorreram próximo ao ciclo de 4 em torno de 1970, 1983, 1998, com ciclo de 2 anos o valor mais forte ocorreu em 1975. No terceiro gráfico e quarto gráfico podem-se observar, de forma análoga aos demais gráficos, a sobreposição das fases. Cada faixa verde mostra picos de NIÑO3 e as mudanças de cor vermelho para azul mostra mínimos de NIÑO3. É possível identificar no terceiro gráfico uma sobreposição de fases alinhadas em 1983.

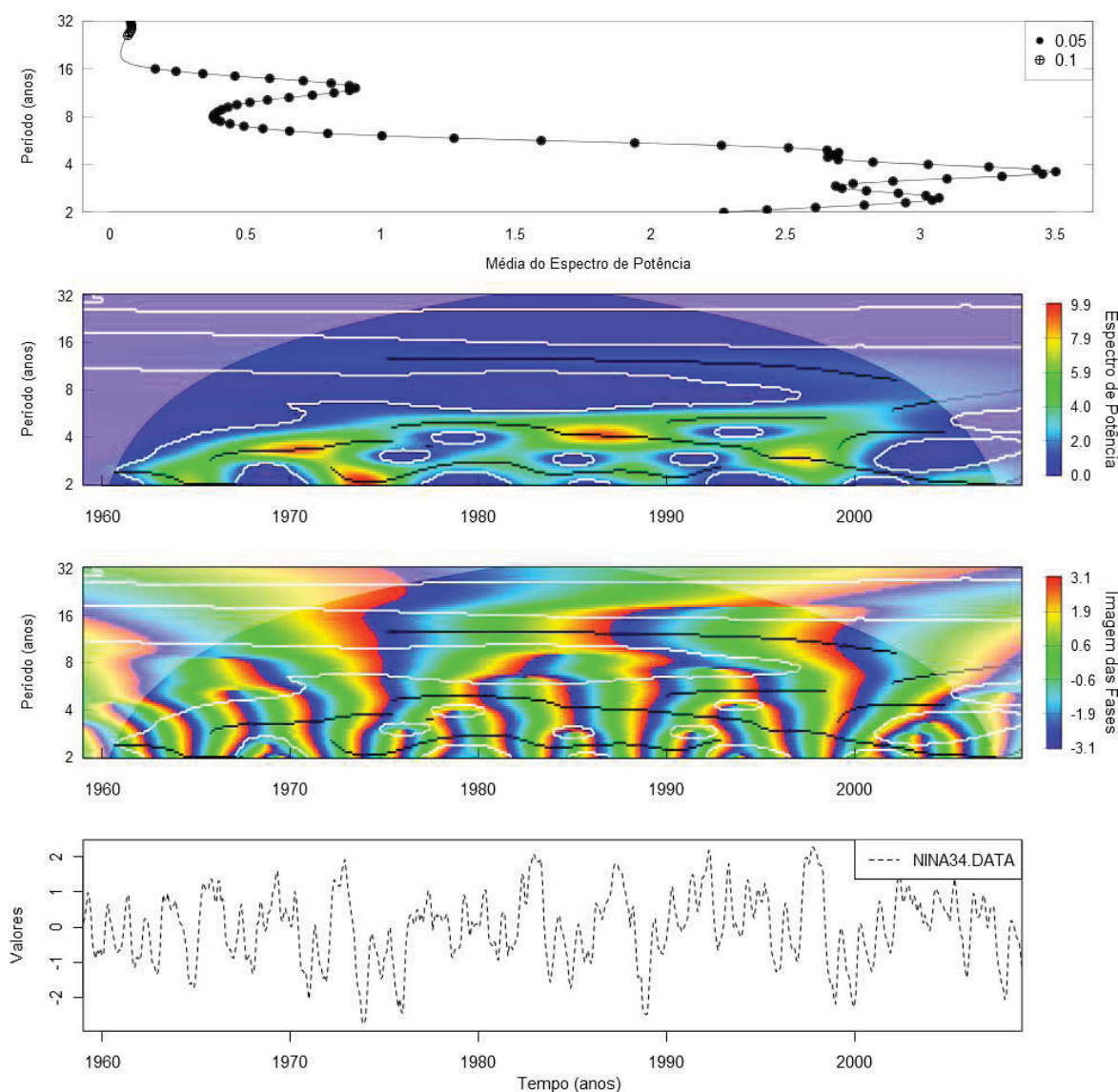


FIGURA 47 – EL NIÑO OSCILAÇÃO SUL (NIÑO34) APRESENTANDO DO PAINEL SUPERIOR PARA O INFERIOR, A MÉDIA DO ESPECTRO DE POTÊNCIA PARA O PERÍODO, A TRANSFORMADA EM ONDALETAS COM O ESPECTRO DE POTÊNCIA, A IMAGEM DAS FASES E A SÉRIE TEMPORAL.

A Figura 47 apresenta a TO para a NIÑO34. O primeiro gráfico demonstra que o índice apresenta todos os ciclos com nível de significância de 5%, como intensidade maior do espectro para ciclos inferiores a 4 anos e um ciclo em torno de 12 anos. O segundo gráfico demonstra o espectro de potência ao longo dos anos e identifica-se que os maiores valores ocorreram próximo ao ciclo de 4 iniciando um pouco antes de 1970, 1985, 1998, com ciclo de 2 anos o valor mais forte ocorreu em 1975. Valores muito semelhantes ao do NIÑO3. No terceiro gráfico e quarto gráfico podem-se observar, de forma análoga aos demais gráficos, a sobreposição das fases, com resultados diferentes de NIÑO3. Cada faixa verde mostra picos de NIÑO34 e as mudanças de cor vermelho para azul mostra mínimos de NIÑO34. É possível identificar no terceiro gráfico uma sobreposição de fases alinhadas em 1973, 1988, 1998.

A Figura 48 apresenta a TO para a oscilação decadal do pacífico (PDO). O primeiro gráfico demonstra que o índice apresenta todos os ciclos com nível de significância de 5%, como intensidade maior do espectro para ciclos com 2, 6 e 8 anos. O segundo gráfico demonstra o espectro de potência ao longo dos anos e identifica-se que os maiores valores ocorreram próximo ao ciclo de 6 entre 1990 e 2000 e com ciclo de 2 anos os valores mais fortes ocorreram em 1975 e 1995. No terceiro gráfico e quarto gráfico podem-se observar, de forma análoga aos demais gráficos, a sobreposição das fases. Cada faixa verde mostra picos e as mudanças de cor vermelho para azul mostra os menores valores. É possível identificar no terceiro gráfico uma sobreposição de fases alinhadas para os mínimos em 1963, 1971, 1992, 2000 e 2008.

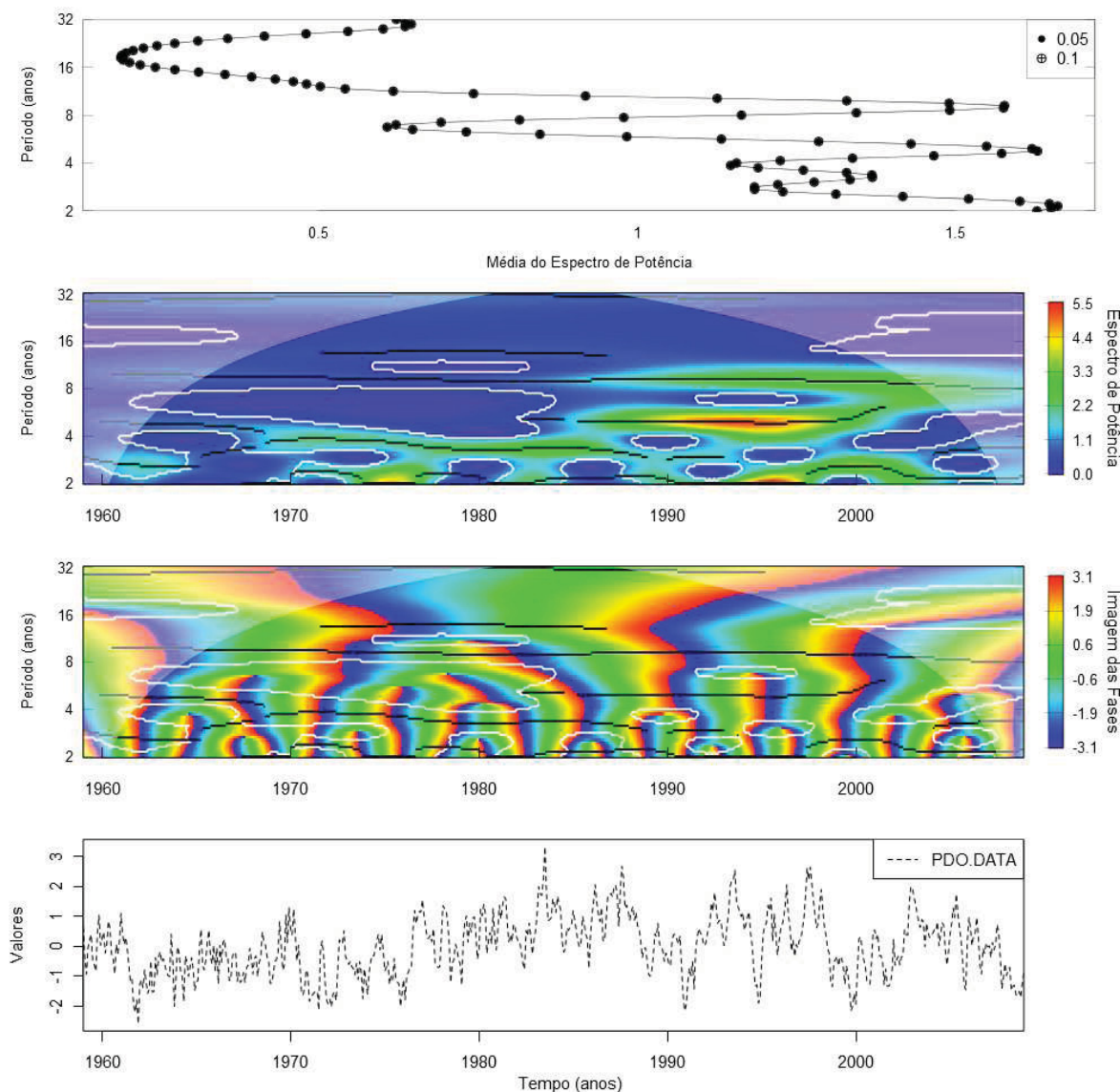


FIGURA 48 – OSCILAÇÃO DECADAL DO PACÍFICO (PDO) APRESENTANDO DO PAINEL SUPERIOR PARA O INFERIOR, A MÉDIA DO ESPECTRO DE POTÊNCIA PARA O PERÍODO, A TRANSFORMADA EM ONDALETAS COM O ESPECTRO DE POTÊNCIA, A IMAGEM DAS FASES E A SÉRIE TEMPORAL.

Mesmo usando para análise inicial uma avaliação visual, em todos os gráficos é possível relacionar os períodos (ciclos) com nível de significância, espectro de potência, quando eles ocorreram, se houve uma sobreposição de fases de diferentes frequências num mesmo ano ou se foram em anos subsequentes e o comportamento da série temporal. De forma geral, a sobreposição de fases na cor verde corresponde a temperaturas, precipitações, quantidade de dias com chuva, precipitação máxima diária e sequência de dias com chuva maiores e na sobreposição de fases vermelho-azul corresponde a valores menores.

No item 3.3.4 será apresentada a transformada cruzada em ondaletas e serão relacionados os comportamentos identificados para cada variável com os índices climáticos. Na sequência está o item 3.3.3 que apresenta a decomposição dos sinais que também será utilizado na transformada cruzada em ondaletas e no modelo de transformação chuva-vazão.

### 3.3.3 Decomposição de Sinais

De forma semelhante à transformada em ondaletas, serão apresentados os gráficos para a temperatura média mensal, precipitação total mensal, quantidade de dias com chuva mensal, quantidade de dias sem chuva mensal, máxima precipitação diária por mês, sequência de dias com chuva mensal, sequência de dias sem chuva mensal. Apenas os gráficos referentes à precipitação total mensal estão apresentados na Figura 49 e Figura 50. As demais estão apresentadas no item A5 do Apêndice.

São apresentadas as decomposições dos sinais e os sinais agrupados nos seguintes períodos: i) intra-anual (abaixo de 1 ano), ii) anual (entre 2 anos e 1 ano), iii) interanual (entre 8 anos a 2 anos), iv) decadal (entre 16 anos e 8 anos) e v) interdecadal (acima de 16 anos).

A Figura 49 apresenta do lado esquerdo o sinal original da precipitação total mensal, abaixo dela 6 *IMF's*, da subtração das *IMF's* do sinal original resulta o resíduo (último gráfico), do lado direito estão apresentados seus respectivos espectros de potência com o valor da frequência referente ao maior espectro de potência.

Conforme item 3.2.3, o sinal é padronizado e depois aplica-se o método do *CEEMDAN*. Cada modo de função intrínseco (*IMF*) possui média igual a zero e representam uma determinada frequência.

A Figura 50 apresenta os sinais agrupados, no caso da precipitação total mensal, o sinal intra-anual possui as *IMF1* e *IMF2*, o sinal anual possui a *IMF3*, o sinal interanual possui as *IMF3* e *IMF4*, o sinal decadal a *IMF5* e o sinal interdecadal possui o resíduo.

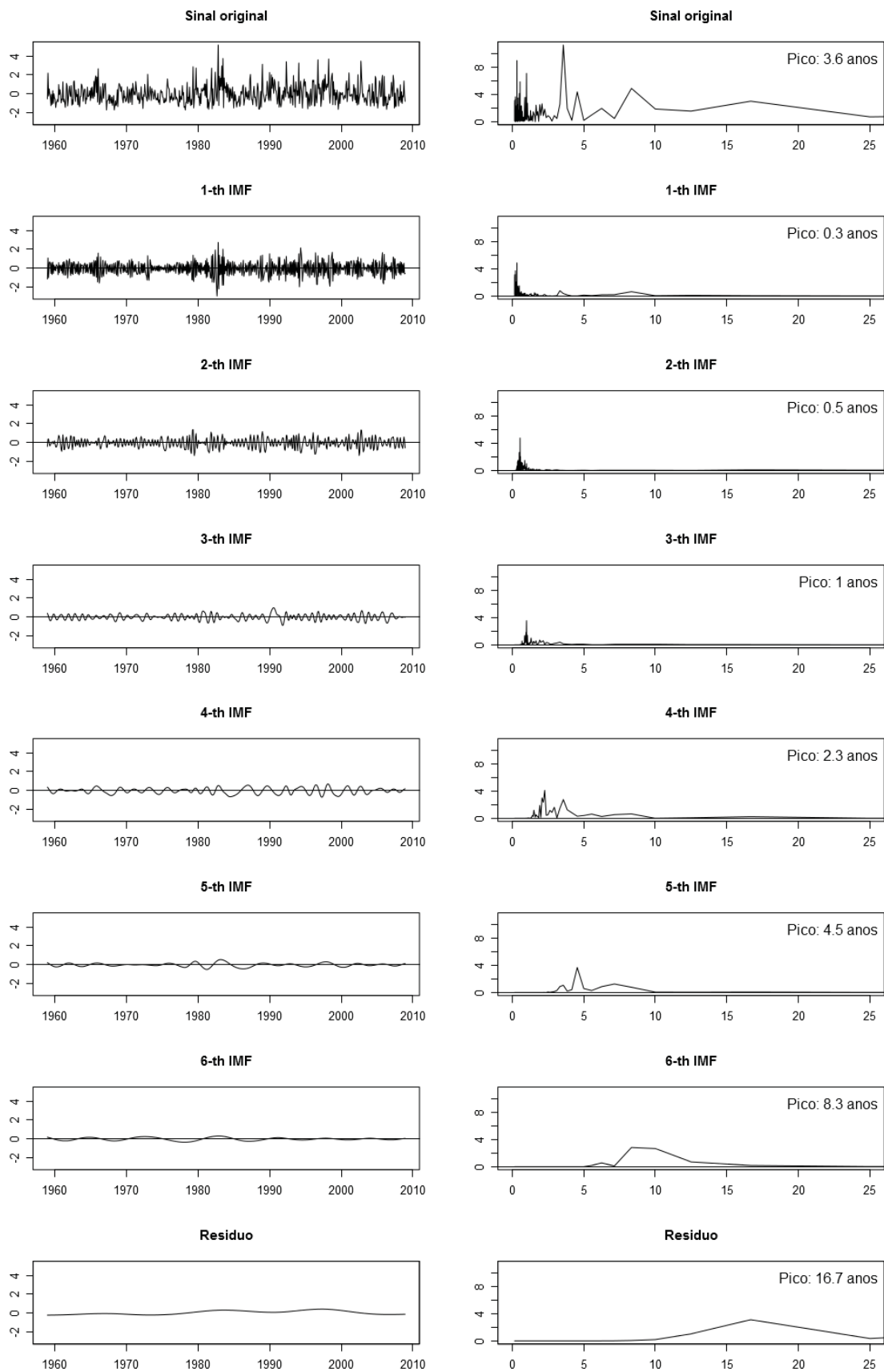


FIGURA 49 – DECOMPOSIÇÃO DOS SINAIS DE PRECIPITAÇÃO COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. À ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUO, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.

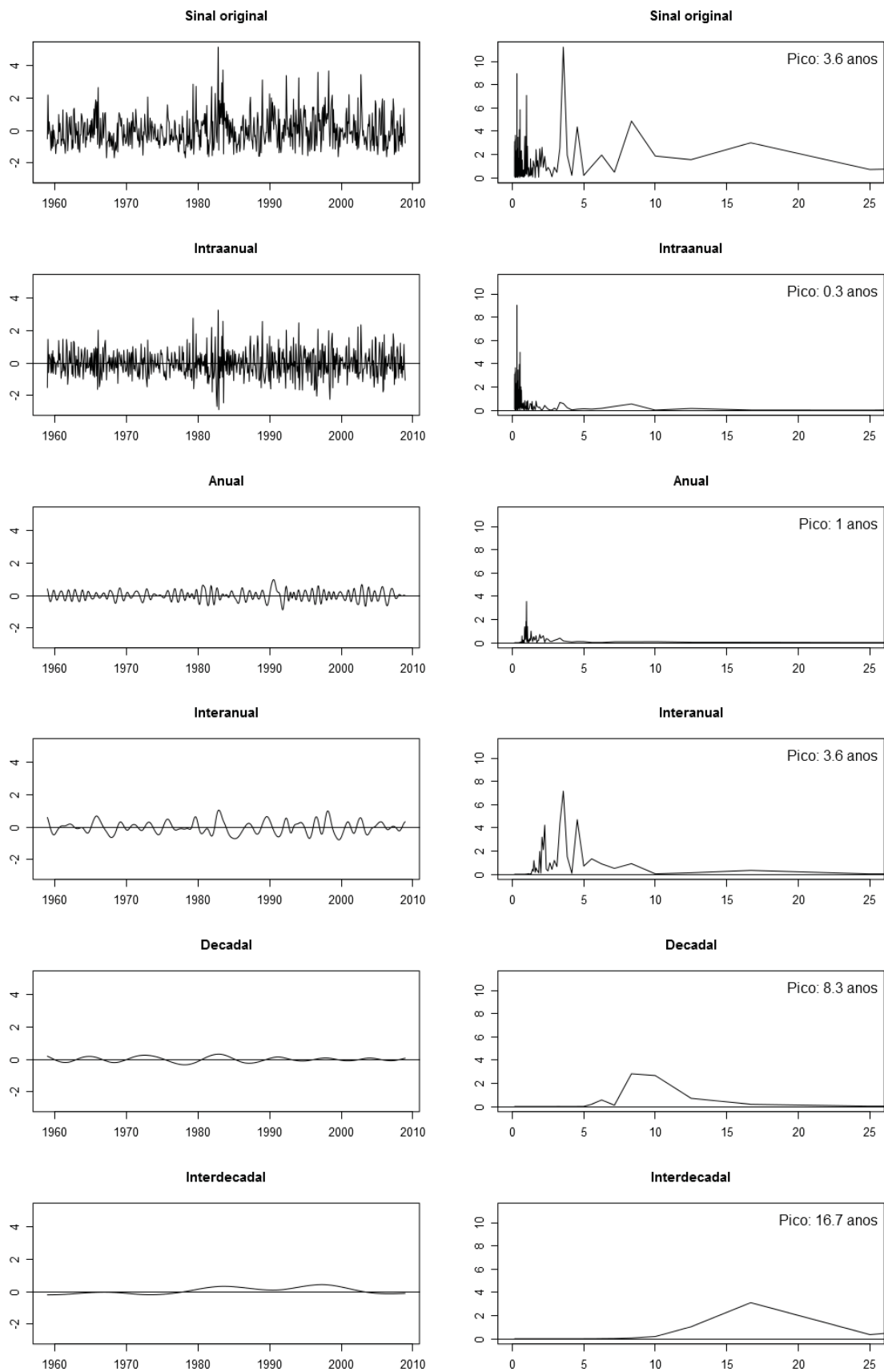


FIGURA 50 – IMF'S AGRUPADAS DE PRECIPITAÇÃO COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. A ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUOS AGRUPADOS, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.

Após a decomposição dos sinais, foi calculado o coeficiente de correlação de cada agrupamento (parcela) com os índices climáticos e com a estação pluviométrica Ponte do Vitorino. Somente os valores significativos do coeficiente de correlação é apresentado na Tabela 8, os valores em negrito são os agrupamentos com coeficiente de correlação superiores a 0,30.

TABELA 8 – COEFICIENTE DE CORRELAÇÃO PARA A ESTAÇÃO PONTE DO VITORINO (02652009) E PARA OS ÍNDICES CLIMÁTICOS

		Ponte do Vitorino (02652009)					
		Ponte do Vitorino	Intra-anual	Anual	Interanual	Decadal	
Ponte do Vitorino			<b>0,84</b>	<b>0,34</b>	<b>0,32</b>	0,17	0,17
IPO	IPO	0,18			<b>0,35</b>		0,27
	Anual			0,15	0,09		
	Interanual	0,13			<b>0,41</b>		-0,13
	Decadal						<b>0,35</b>
	Interdecadal	0,10					<b>0,66</b>
NINO3	NINO3	0,11		-0,15	0,29	0,09	0,15
	Anual			-0,17			
	Interanual	0,14			<b>0,36</b>		
	Decadal				0,13	<b>0,35</b>	
	Interdecadal	0,16					<b>0,94</b>
NINO34	NINO34	0,11		-0,14	0,33		0,13
	Intra-anual			-0,08			
	Anual			-0,13	0,14		
	Interanual	0,10		-0,09	<b>0,35</b>		
	Decadal						0,09
	Interdecadal	0,08					<b>0,39</b>
PDO	PDO				0,10		<b>0,43</b>
	Interanual				0,24		
	Decadal					-0,11	
	Interdecadal	0,10					<b>0,81</b>

A Tabela 8 mostra a estação pluviométrica Ponte do Vitorino e a correlação que possui com suas parcelas, o maior valor de correlação é com o sinal intra-anual, seguido do anual e interanual. No caso do *IPO*, o coeficiente de correlação está no sinal interanual com o sinal interanual da estação pluviométrica e no sinal decadal e interdecadal com o sinal da chuva interdecadal. Para NINO3, os valores estão nos sinais interanual e decadal com o sinal de chuva interanual e decadal, respectivamente, mas o coeficiente de correlação mais forte está entre os dois sinais interdecadais. Para NINO34, o sinal interanual tem coeficiente de correlação com o

signal de chuva interanual e entre os sinais interdecadais. Para *PDO*, o sinal com correlação mais forte está no interdecadal.

Na Tabela 9 é apresentada a matriz de variância de cada índice climático e a variação em relação aos dados originais de cada parcela decomposta. Em negrito estão os valores acima de 30% de variância.

TABELA 9 – PORCENTAGEM DA VARIÂNCIA PARA A ESTAÇÃO PLUVIOMÉTRICA PONTE DO VITORINO (02652009) E PARA OS ÍNDICES CLIMÁTICOS

	Variância				
	Ponte do Vitorino	<i>IPO</i>	NINO3	NINO34	<i>PDO</i>
Intra-anual	<b>74%</b>	2%	7%	6%	11%
Anual	9%	5%	<b>59%</b>	<b>31%</b>	16%
Interanual	13%	<b>77%</b>	<b>38%</b>	<b>50%</b>	<b>34%</b>
Decadal	2%	16%	2%	18%	12%
Interdecadal	4%	13%	4%	8%	<b>32%</b>

Comparando-se os resultados apresentados na Tabela 8 e na Tabela 9 pode-se observar que os ciclos interanuais (*IPO*, NINO3, NINO34) e interdecadal (*IPO*, NINO3, *PDO*) são os que possuem coeficientes de correlação maiores em relação aos dados de chuva. No caso dos índices climáticos com ciclos interanuais (*IPO*, NINO34), têm este ciclo com a maior parcela de variância. No caso dos índices climáticos com ciclos interdecadais, apenas o índice *PDO* tem este ciclo como uma das parcelas de variância relevante.

Com a análise dos diversos índices, pode-se verificar que a estação pluviométrica Ponte do Vitorino possui correlação nos ciclos interanual com os índices vinculados relacionados ao ENOS e com *IPO* e interdecadal com ENOS e com *PDO*.

### 3.3.4 Transformada Cruzada em Ondaletas (TCO)

Neste item são investigados os sinais decompostos dos índices climáticos com as chuvas decompostas, por meio da transformada cruzada em ondaletas de forma a demonstrar a conexão entre os sinais.

Serão mostrados os principais componentes, conforme o cruzamento das informações da Tabela 8 e da Tabela 9, buscando correlações acima de 35% com variâncias também acima de 30%. Serão apresentados *IPO* interanual (Figura 51),

Niño3 interanual (Figura 52), Niño34 interanual (Figura 53) e *PDO* interdecadal (Figura 54).

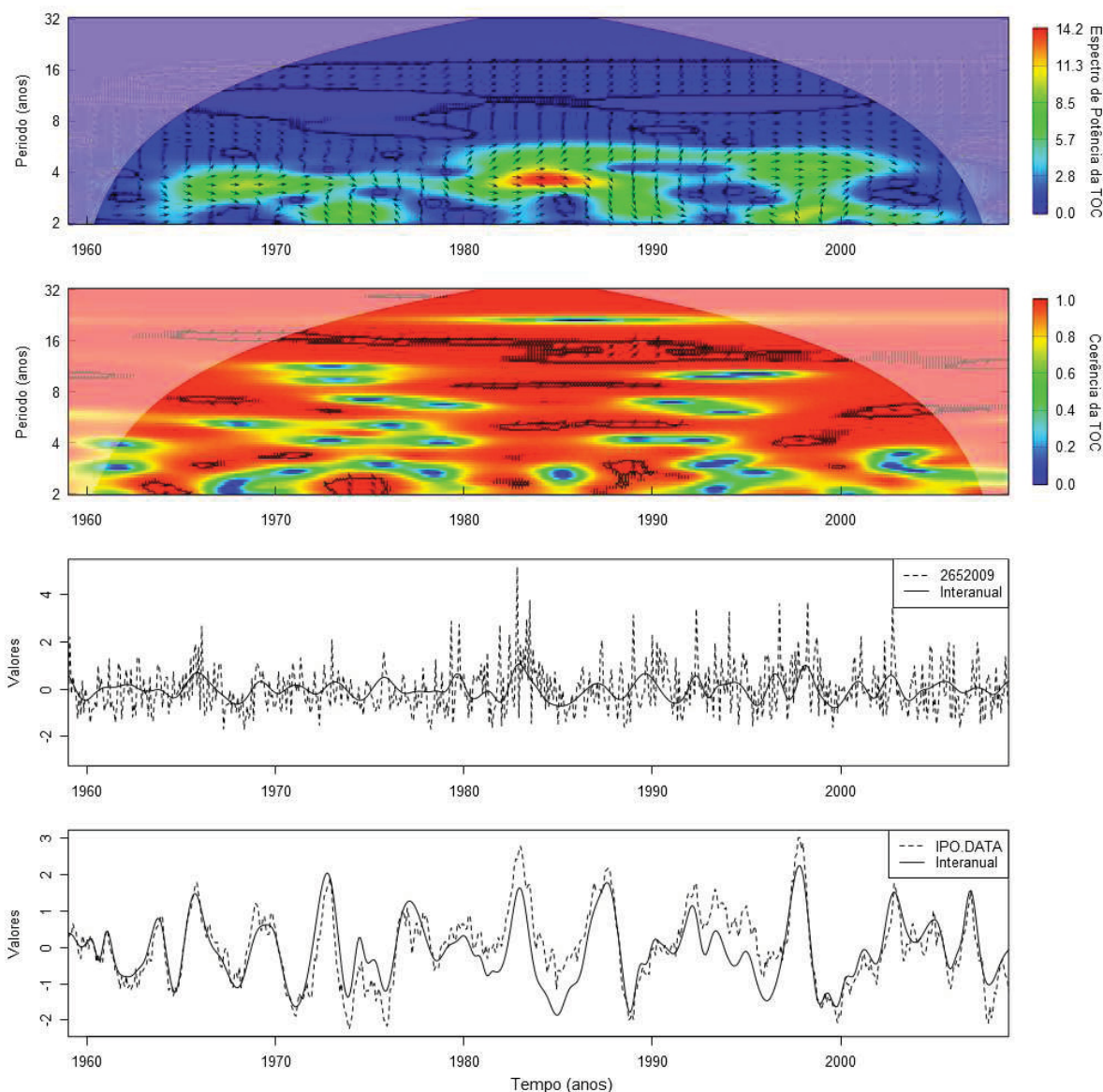


FIGURA 51 – SINAL INTERANUAL DA ESTAÇÃO PLUVIOMÉTRICA 02652009 E SINAL INTERANUAL DO IPO, DE CIMA PARA BAIXO ESPECTRO DE POTÊNCIA DA TCO, COERÊNCIA DA TCO, SÉRIES HISTÓRICAS DA PRECIPITAÇÃO TOTAL MENSAL E DO SINAL INTERANUAL DA ESTAÇÃO PLUVIOMÉTRICA 02652009 E SÉRIES HISTÓRICAS DO ÍNDICE E DO SINAL INTERANUAL DO IPO.

Pode-se observar na Figura 51 que a variabilidade do espectro de potência tem seu sinal mais forte em torno do sinal interanual, ciclos de 4 anos, e que de forma geral os sinais interanuais da chuva e do *IPO* estão em fase, setas da esquerda para a direita. A coerência representa o coeficiente de correlação no domínio do tempo e da frequência entre os espectros de potência, para os sinais apresentados há uma grande faixa com coerência próximo a 1,0 e as áreas hachuradas são as regiões,

tempo e frequência, com grau de significância de 95%. Nos gráficos inferiores pode-se também visualizar a parcela do sinal interanual em relação ao sinal sem decomposição, tanto da estação pluviométrica, quanto do *IPO*.

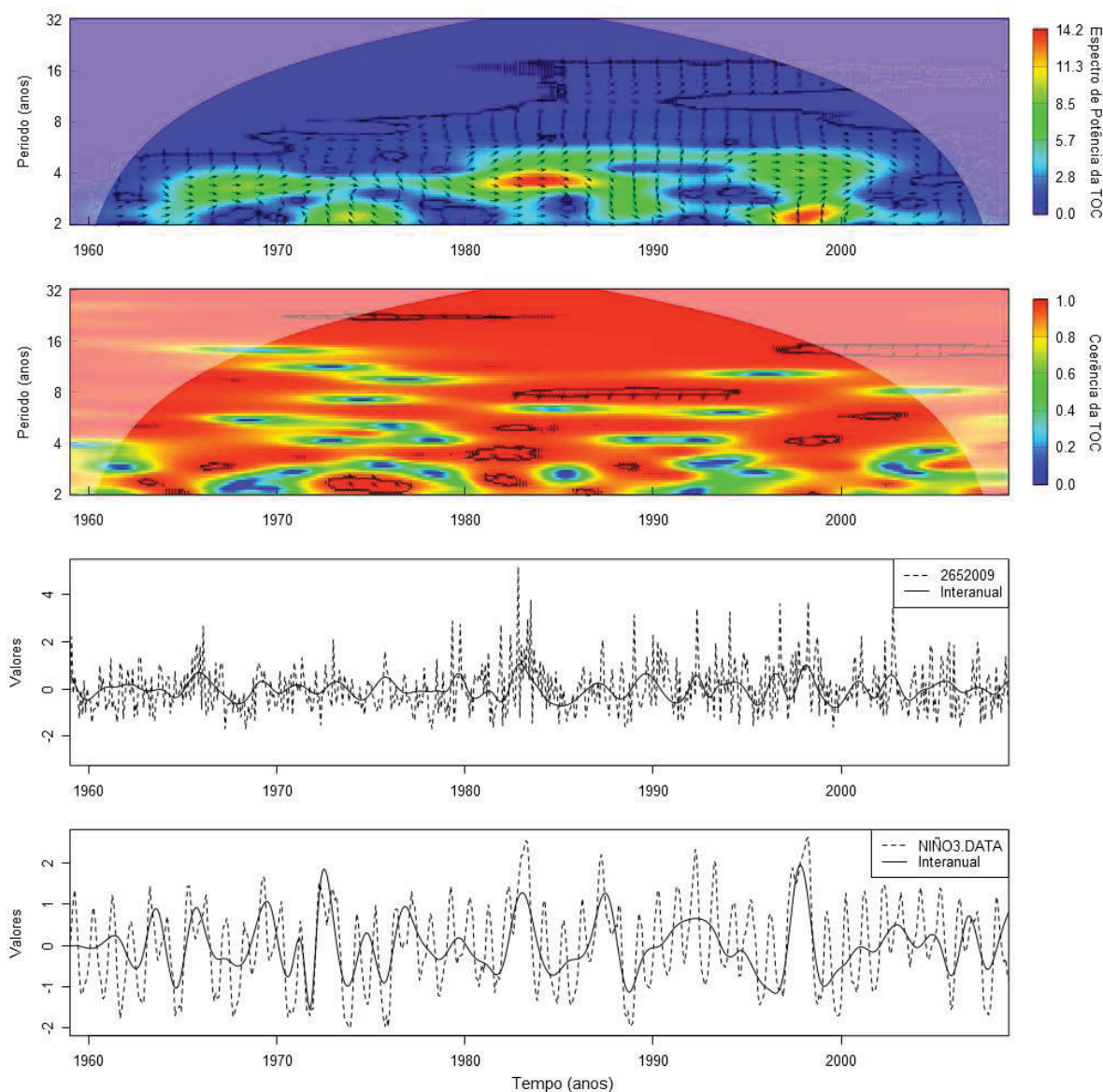


FIGURA 52 – SINAL INTERANUAL DA ESTAÇÃO PLUVIOMÉTRICA 02652009 E SINAL INTERANUAL DO NIÑO3, DE CIMA PARA BAIXO ESPECTRO DE POTÊNCIA DA TCO, COERÊNCIA DA TCO, SÉRIES HISTÓRICAS DA PRECIPITAÇÃO TOTAL MENSAL E DO SINAL INTERANUAL DA ESTAÇÃO PLUVIOMÉTRICA 02652009 E SÉRIES HISTÓRICAS DO ÍNDICE E DO SINAL INTERANUAL DO NIÑO3.

Pode-se observar na Figura 52 que a variabilidade do espectro de potência tem seu sinal mais forte em torno do sinal interanual, ciclos de 4 anos, e que de forma geral os sinais interanuais da chuva e do NIÑO3 estão em fase. A coerência também possui uma grande faixa próximo a 1,0 e as áreas hachuradas são as datas e

frequências com grau de significância de 95%. Percebe-se que os maiores picos de precipitação e NIÑO3 são coincidentes. Nos gráficos inferiores pode-se também visualizar a parcela do sinal interanual em relação ao sinal sem decomposição.

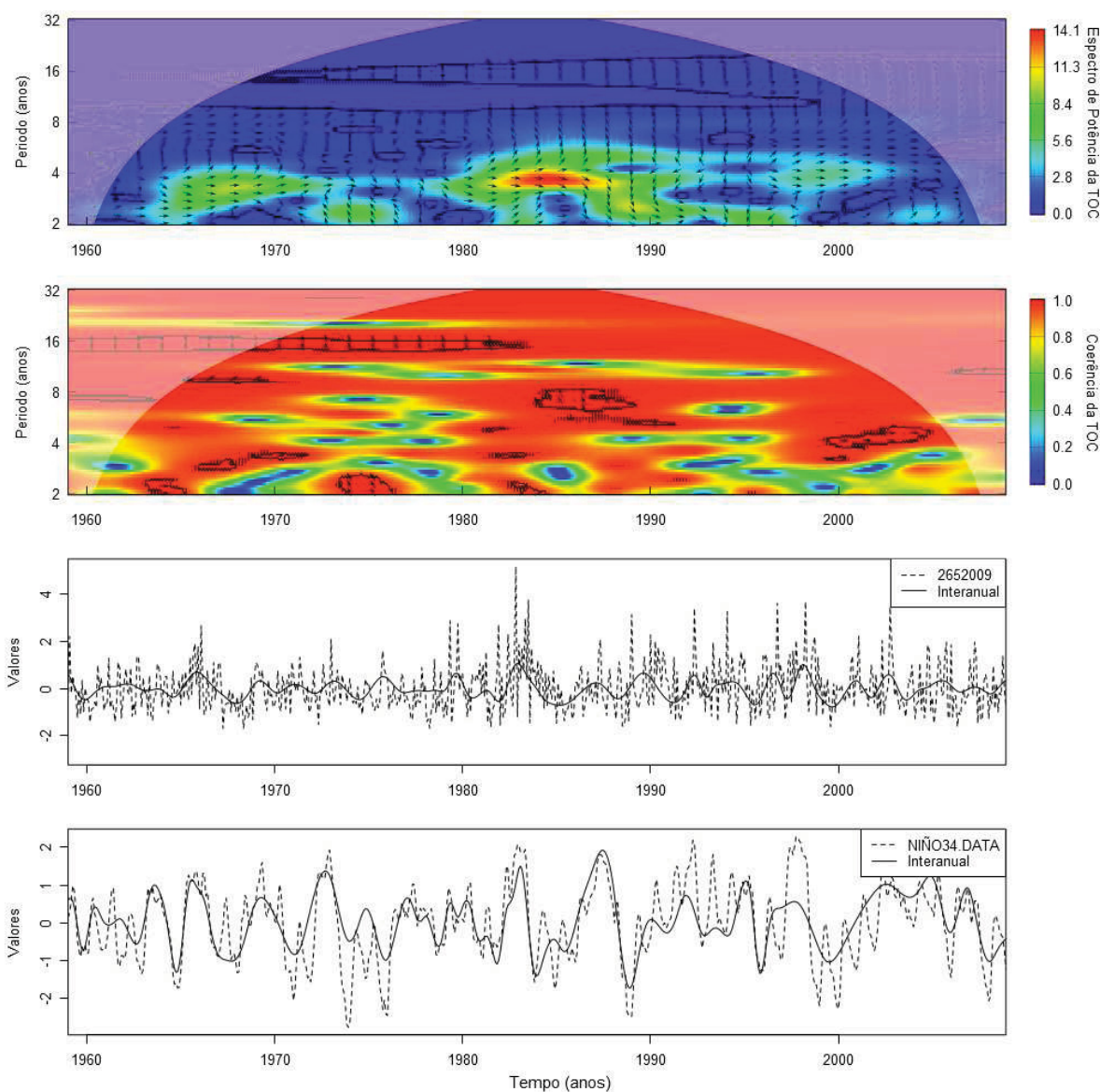


FIGURA 53 – SINAL INTERANUAL DA ESTAÇÃO PLUVIOMÉTRICA 02652009 E SINAL INTERANUAL DO NIÑO34, DE CIMA PARA BAIXO ESPECTRO DE POTÊNCIA DA TCO, COERÊNCIA DA TCO, SÉRIES HISTÓRICAS DA PRECIPITAÇÃO TOTAL MENSAL E DO SINAL INTERANUAL DA ESTAÇÃO PLUVIOMÉTRICA 02652009 E SÉRIES HISTÓRICAS DO ÍNDICE E DO SINAL INTERANUAL DO NIÑO34.

Pode-se observar na Figura 53 que a variabilidade do espectro de potência tem seu sinal mais forte em torno do sinal interanual, ciclos de 4 anos, e que de forma geral os sinais interanuais da chuva e do NIÑO34 estão em fase. A coerência também possui uma grande faixa próximo a 1,0 e as áreas hachuradas são as datas e

frequências com grau de significância de 95%. Nos gráficos inferiores pode-se visualizar a parcela do sinal interanual em relação ao sinal sem decomposição.

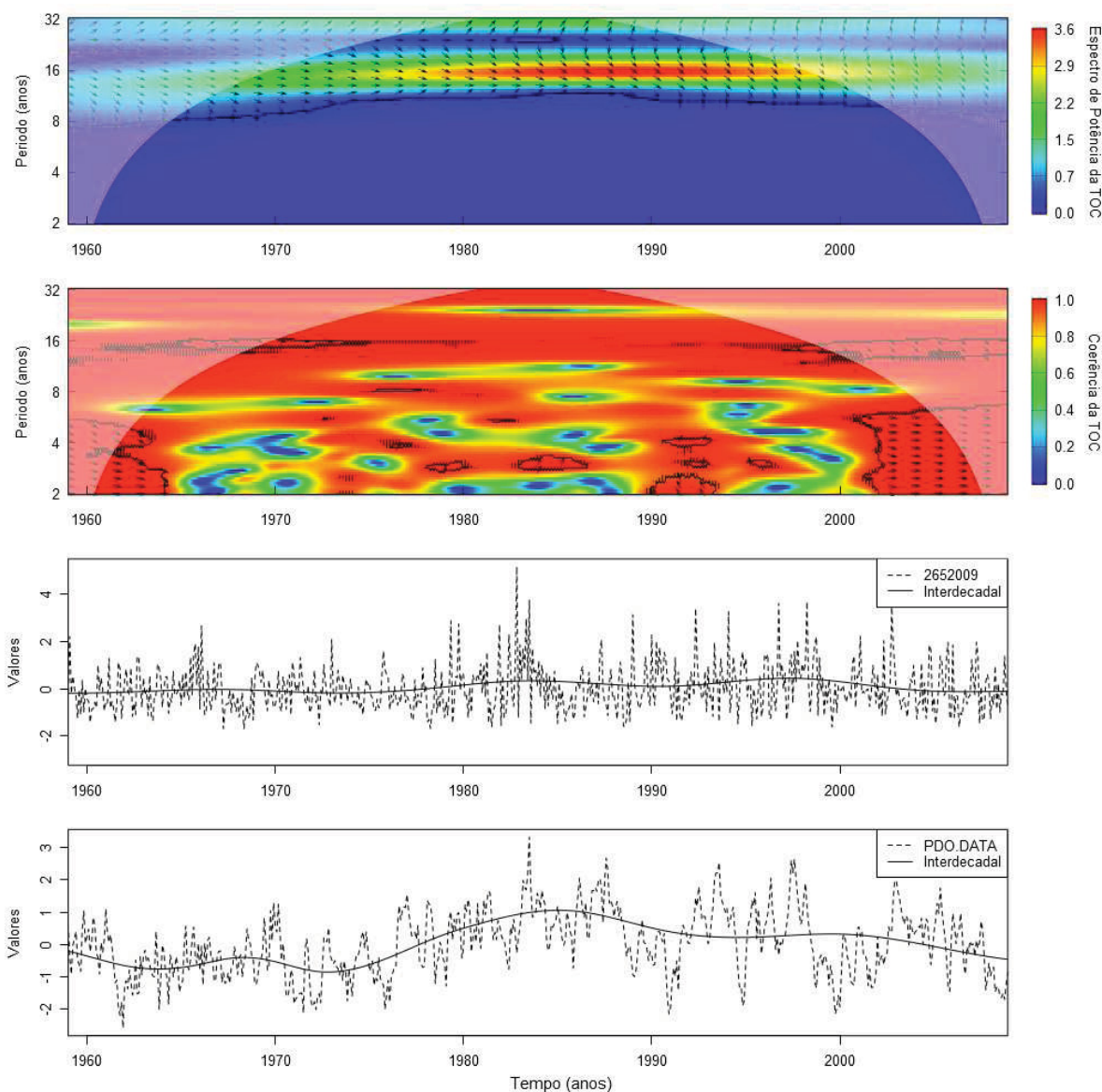


FIGURA 54 – SINAL INTERANUAL DA ESTAÇÃO PLUVIOMÉTRICA 02652009 E SINAL INTERANUAL DO PDO, DE CIMA PARA BAIXO ESPECTRO DE POTÊNCIA DA TCO, COERÊNCIA DA TCO, SÉRIES HISTÓRICAS DA PRECIPITAÇÃO TOTAL MENSAL E DO SINAL INTERANUAL DA ESTAÇÃO PLUVIOMÉTRICA 02652009 E SÉRIES HISTÓRICAS DO ÍNDICE E DO SINAL INTERANUAL DO PDO.

Pode-se observar na Figura 54 que a variabilidade do espectro de potência tem seu sinal mais forte em torno do sinal interdecadal, ciclos de 16 ou mais anos, e que de forma geral os sinais estão com uma pequena defasagem. A coerência também possui uma grande faixa próximo a 1,0 e as áreas hachuradas são as datas e frequências com grau de significância de 95%. Nos gráficos inferiores pode-se

também visualizar a parcela do sinal interanual em relação ao sinal sem decomposição.

Por meio da transformada cruzada em ondaletas que relaciona os sinais decompostos pelo método *CEEMDAN* foi possível identificar nas figuras apresentadas que existe coerência da TCO e que o espectro de potência cruzada se apresenta em fase para os eventos mais extremos, tanto de máximos, quanto de mínimos.

## 4 MODELOS DE TRANSFORMAÇÃO CHUVA-VAZÃO

Neste capítulo é abordado o uso das redes neurais artificiais de multicamadas (RNA) para realizar a transformação chuva-vazão na escala mensal.

A revisão bibliográfica trata de: i) modelos orientados a dados, ii) redes neurais artificiais, iii) modelos de transformação chuva-vazão, iv) modelos híbridos ou modelos acoplados, que consiste na utilização de métodos combinados que possuem as vantagens de ambas as técnicas, buscando melhorar os resultados.

São apresentados os dados utilizados, é descrito a RNA aplicada, quais são os critérios de qualidade de ajuste do modelo, apresenta a avaliação das várias entradas para a RNA e dos testes para determinação do melhor modelo e descreve a elaboração dos cenários. Na sequência são apresentados os principais resultados.

### 4.1 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Nesta pesquisa foi avaliada a eficácia de uma RNA. A revisão inicia com uma avaliação inicial dos modelos orientados a dados, depois aborda a RNA, na sequência são apresentados alguns os estudos de modelos de transformação chuva-vazão que aplicaram e compararam RNA com outros métodos, o quarto item trata de modelos de transformação chuva-vazão que usaram modelos acoplados e o quinto item destaca as principais conclusões da revisão bibliográfica.

#### 4.1.1 Modelos orientados a dados

Os modelos orientados a dados têm ganhado muita popularidade na Comunidade de Hidrologia por causa da obtenção de melhores resultados em relação aos modelos matemáticos. Em certos casos, o conjunto de equações não consegue descrever adequadamente a física do sistema e o processo de parametrização pode tornar se muito moroso e difícil, pois os processos hidrológicos possuem um alto grau de variabilidade temporal e espacial, são não-lineares (Gill *et al.*, 2007).

A principal diferença entre o método tradicionalmente utilizado em computadores e os modelos orientados a dados é que o primeiro, pode solucionar apenas problemas conhecidos, onde todas as etapas devem ser descritas, e no segundo caso, pode-se obter a solução de um problema que ainda não se compreende totalmente (Minin, 2006).

Dentre os modelos orientados a dados estão as técnicas de inteligência artificial que são abordagens de baixo para cima, pois não fazem suposições sobre a estrutura do modelo. Esses modelos utilizam uma parcela de dados das séries temporais para identificar a estrutura inerente e usa os demais dados restantes para testar as previsões (Khatibi *et al.*, 2011).

Os modelos matemáticos também são limitados pela multiplicidade e complexidade dos processos, pelas premissas e hipóteses dos modelos e às vezes pela escassez de dados (Gill *et al.*, 2007). Para uma aplicação bem-sucedida devem ser consideradas, uma seleção apropriada de dados de entrada e saída e uma arquitetura apropriada (Gill *et al.*, 2007).

Uma tendência contemporânea é a combinação de modelos orientados a dados que tenha características diferentes, constituindo em modelos denominados de híbridos (Solomatine, See e Abrahart, 2009).

Dentre os modelos orientados a dados, a RNA tem ganhado popularidade e foi evidenciado através dos inúmeros artigos neste tópico aplicados em hidrologia (ASCE, 2000a).

#### 4.1.2 Rede Neural Artificial

Em 1943 foi desenvolvido o primeiro modelo de redes neurais artificiais por Warren McCulloch e Walter Pitts. A origem da RNA se baseou na capacidade e nas propriedades biológicas das redes neurais naturais para processar informações. O sistema nervoso de um animal é composto por milhões de células interconectadas, onde cada interconexão corresponde a um arranjo complexo que necessita lidar com diversos sinais de muitas formas diferentes (Rojas, 1996).

No caso das redes neurais os modelos são desenvolvidos para treinar a rede de forma a representar as relações e os processos inerentes aos dados, essencialmente são modelos não lineares de regressão, onde são mapeadas as

entradas e saídas por meio de nós ou neurônios interconectados (Solomatine, See e Abrahart, 2009).

Existem dois tipos principais de treinamento, o supervisionado e não supervisionado. No supervisionado é necessário vários padrões e exemplos de entradas e saídas para o treinamento, neste procedimento são ajustados de forma iterativa e são realizadas a otimização dos pesos das conexões e dos valores limites de cada neurônio, após o treinamento se espera que com as novas entradas, a RNA seja capaz de gerar resultados razoáveis. No caso do não supervisionado, o treinamento é realizado apenas com os dados de entrada e estes são agrupados em classes através dos padrões das suas propriedades semelhantes. A maioria das aplicações em hidrologia utiliza o treinamento supervisionado (ASCE, 2000a).

A três formas de conexão entre os neurônios: i) alimentação à frente, onde as conexões repassam a informação da camada de entrada para as posteriores até a saída, ii) retroalimentação, onde a direção do fluxo das informações entre as camadas pode se alterar, iii) competitiva, onde há iteração lateral, dentro da mesma camada (Cardon e Müller, 1994).

Numerosos artigos foram apresentados sobre uma aplicação bem sucedida de RNA para a modelagem da transformação chuva-vazão (ASCE, 2000a; b; Kisi, Shiri e Tombul, 2013; *Machado et al*., 2011; Nourani, Kisi e Komasi, 2011; Sajikumar e Thandaveswara, 1999; Vos, 2003; Wu e Chau, 2011).

#### 4.1.3 Modelos de transformação chuva-vazão

O modelo de transformação chuva-vazão é uma representação simplificada dos processos físicos que ocorrem numa bacia hidrográfica, sendo difíceis de serem modelados devido a não linearidade do fenômeno e da heterogeneidade das contribuições físicas (Zhang e Govindaraju, 2000).

Os modelos de transformação chuva-vazão podem ser divididos em: empíricos e de processos. Os empíricos são os que não se baseiam nas leis da física que regem os modelos. Os modelos de processos podem ser subdivididos em conceituais e físicos. Os modelos conceituais são baseados em equações empíricas, mas que descrevem um sistema segundo leis físicas. Enquanto que os modelos físicos estão relacionados às leis da física.

Alguns exemplos de Modelos Conceituais são HEC-HMS (*Hydrologic Engineering Center - Hydrologic Modeling System*), IPHMEN (Instituto de Pesquisas Hidráulicas – modelo de chuva-vazão mensal), enquanto que os Modelos Empíricos podem ser regressão múltipla, RNA, Máquinas de Suporte Vetorial (Machado, 2005).

Com os modelos conceituais podem ser obtidos bons resultados, porém devido à grande quantidade de parâmetros que devem ser calibrados, da necessidade de levantamentos de campo, dos problemas relacionados à escala temporal, o processo de calibração e validação pode se tornar demorado e complexo. Machado (2005) cita um crescente uso de modelos empíricos em recursos hídricos e utiliza em seu trabalho a RNA para ajustar um modelo chuva-vazão mensal obtendo bons resultados. Descreve também que alguns autores incluíram a temperatura como variável de entrada para melhorar os resultados dos modelos. Obteve como melhor RNA a que considerava a relação conforme a equação  $Q_t = f(P_{t-1}, P_t, EVT_{t-1}, EVT_t, Q_{t-1})$  treinada com 180 dados. Este modelo possui 5 entradas, 8 neurônios na camada intermediária, foi treinada com 90 *epochs* e possui um número total de pesos e *vieses* de 57.

O processo de calibração de um modelo de chuva-vazão depende de levantamentos de campo, e de que os poucos parâmetros da bacia acabam por incorporar uma série de incertezas e simplificações, tornando difícil a calibração do modelo conceitual. Machado *et al.* (2011) compararam os resultados da RNA com o modelo conceitual IPHMEN, concluiu que ambos os modelos apresentaram comportamentos semelhantes, mas em todas as ocasiões, as RNA apresentaram um melhor desempenho, onde os coeficientes de correlação alcançados foram maiores e os erros menores.

A RNA foi capaz de descrever o processo de chuva-vazão em 7 das 9 regiões estudadas. Nas duas bacias em que os resultados não foram satisfatórios a justificativa está na baixa representatividade das estações pluviométrica e climatológica utilizadas, pois as duas bacias possuem grandes extensões. O RNA obteve resultados ruins, quando o modelo calibrado com dados observados foi utilizado com os resultados dos Modelos Regionais de Clima. As explicações estão relacionadas a três fatores principais: baixa qualidade das séries de entrada, à extensão do período treinado e à baixa capacidade da RNA em extrapolar os resultados para conjunto de entradas muito diferentes dos utilizados durante a fase de treinamento e calibração (Rocha, 2014).

#### 4.1.4 Modelos acoplados

Zhao e Chen (2015) propuseram um modelo acoplado para a previsão de vazões anuais, este modelo é baseado no conjunto de modos de decomposição empírica (*EEMD – ensemble empirical mode decomposition*) e num modelo auto regressivo (AR). As vazões anuais são decompostas através do *EEMD*, as parcelas são previstas através do modelo AR e a tendência através de uma equação polinomial quadrática. Segundo os autores para o rio Fenhe na China, o modelo acoplado obteve resultados melhores do que ao utilizar apenas um modelo AR.

Outro estudo elaborado para melhorar a previsão das vazões anuais utilizou o modelo acoplado baseado num modelo auto-regressivo integrado de média móvel (*ARIMA - autoregressive integrated moving average*) e na decomposição de sinais através do *EEMD*. As vazões anuais são decompostas pelo *EEMD* e cada parcela é ajustada num modelo *ARIMA*. Os resultados mostram que o uso do *EEMD* efetivamente melhora a acurácia da previsão anuais em três bacias na China (Wang *et al.*, 2015).

Ouyang *et al.* (2016) propuseram um modelo acoplado baseado no *EEMD* e o uso de máquina de suporte vetorial para regressão (SVR) para a previsão de chuvas mensais, o método *EEMD* é aplicado na precipitação e o método SVR é aplicado para a reconstrução do espaço-tempo. O modelo é aplicado na China e foi comparado com uma RNA e um modelo *ARIMA*. A previsão da chuva mensal para o modelo acoplado foi melhor do que os demais modelos avaliados.

Kisi *et al.* (2013) compararam para a previsão de vazões mensais uma RNA com um modelo acoplado baseado no método *EMD* com RNA. Segundo os autores, o modelo acoplado foi mais preciso em relação à utilização apenas da RNA.

Para a transformação chuva-vazão, Wu e Chau (2011) testaram modelos utilizando RNA em conjunto com a Análise Espectral Singular (*SSA – singular spectral analysis*), os resultados demonstraram que o modelo acoplado foi capaz de melhorar a performance da previsão e eliminar os efeitos de defasagem quando comparados com a RNA sem a Análise Espectral Singular. O modelo foi aplicado em duas bacias de drenagem na China e dados diários.

#### 4.1.5 Conclusões relevantes

Pode-se destacar a eficácia do uso do modelos orientados a dados em relação a processos hidrológicos que possuem grande complexidade e variabilidades temporal e espacial.

Além dos artigos citados, dentro destes artigos são relacionados diversos outras aplicações bem sucedidas para a modelagem chuva-vazão utilizando uma RNA.

Os modelos acoplados apresentados mostram que seus resultados são mais precisos do que se fosse utilizado apenas modelos orientados a dados.

Dentre as publicações avaliadas não foram encontrados modelos acoplados baseados no método *CEEMDAN* e com RNA para a transformação chuva-vazão mensal.

## 4.2 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste item são apresentadas as variáveis utilizadas para aplicação do modelo baseado em RNA. São apresentados os métodos e critérios para treinamento, calibração e verificação da RNA, elaboração dos cenários e aplicação da RNA nos distintos cenários avaliando principalmente as vazões nos períodos de estiagem.

Na etapa de treinamento da RNA são testadas diversas entradas para avaliar o melhor modelo de RNA, entre eles estão os dados decompostos pelo método *CEEMDAN*. Após a avaliação das RNA's por meio de vários critérios de qualidade do ajuste é selecionado o melhor modelo. Entre os modelos avaliados está o modelo acoplado *CEEMDAN-RNA*.

O último item se refere à aplicação do melhor modelo em cenários de defasagem dos ciclos intra-anual, anual, interanual, decadal e interdecadal para avaliar se há mudança de comportamento no regime de vazões mínimas.

#### 4.2.1 Dados utilizados

Nesta etapa foram utilizados os seguintes dados:

- Precipitação total mensal;
- Número de dias com chuva por mês;
- Número de dias sem chuva por mês;
- Sequência de dias chuvosos por mês;
- Sequência de dias secos por mês;
- Máxima precipitação diária por mês;
- Temperatura compensada média mensal;
- Vazão média mensal.

A temperatura compensada média mensal se baseia na temperatura compensada média diária que se calcula por meio da equação ( 4.1 ) (Varejão Silva, 2000):

$$T_{med} = \frac{T_{ar}^{9h} + T_{max} + T_{min} + 2T_{ar}^{21h}}{5} \quad ( 4.1 )$$

Com exceção da vazão média mensal, os demais dados foram desagregados em parcelas intra-anual, anual, interanual, decadal e interdecadal, obtidos através do método de decomposição de sinais apresentado no item 3.3.2.

#### 4.2.2 Redes neurais artificiais (RNA)

Uma rede neural possui, no mínimo, dois componentes: os elementos e suas conexões. Os elementos são denominados de neurônios, cada conexão possui um peso associado. Cada neurônio recebe um estímulo do neurônio vizinho conectado a ele, processa a informação e produz um resultado, uma saída. Existem os neurônios de entrada que recebem os estímulos, os neurônios intermediários são denominados de escondidos e os neurônios de saída que geram os resultados finais processados. As RNA podem ser diferentes ao se configurar o comportamento de cada neurônio e de suas conexões (Zhang, Gupta e Devabhaktuni, 2003).

Ao longo dos anos foram desenvolvidos diversos tipos de RNA. Na primeira e mais simples, com a análise de dados com alimentação adiante (*feedforward*), a informação se movimenta apenas para frente, em uma única direção.

Este trabalho utilizou a biblioteca desenvolvida por Bergmeir e Benitez (2012) para a linguagem *R* adaptada do Simulador de Rede Neural de Stuttgart (SRNS). O SRNS foi desenvolvido por Zell *et al.* (1998) e é uma aplicação de rede neural para construção, treinamento e teste.

Diversos trabalhos abordam e englobam as mais diversas estruturas de RNA. Neste documento será apresentada apenas a RNA denominada de MLP (*multilayer perceptron*).

Uma RNA é uma estrutura de elementos denominados de neurônios distribuídos espacialmente e interconectados representando uma função. A mais conhecida e utilizada é a RNA MLP (*Multilayer Perceptron*), seus neurônios se propagam em apenas uma direção, usualmente possui três camadas (entrada, intermediária e saída). Na estrutura da RNA MLP, os neurônios são agrupados em camadas (*layers*), pode haver diversas camadas, a de entrada, a de saída, e as intermediárias, que são denominadas de escondidas, conforme Figura 55.

Para ser capaz de modelar deve ter seus pesos e desvios (ruídos aleatórios) treinados. Este processo de treinamento é influenciado pela arquitetura da RNA pelo número de *epochs*, pela inicialização dos pesos e pela extensão das séries de dados (Machado, 2005).

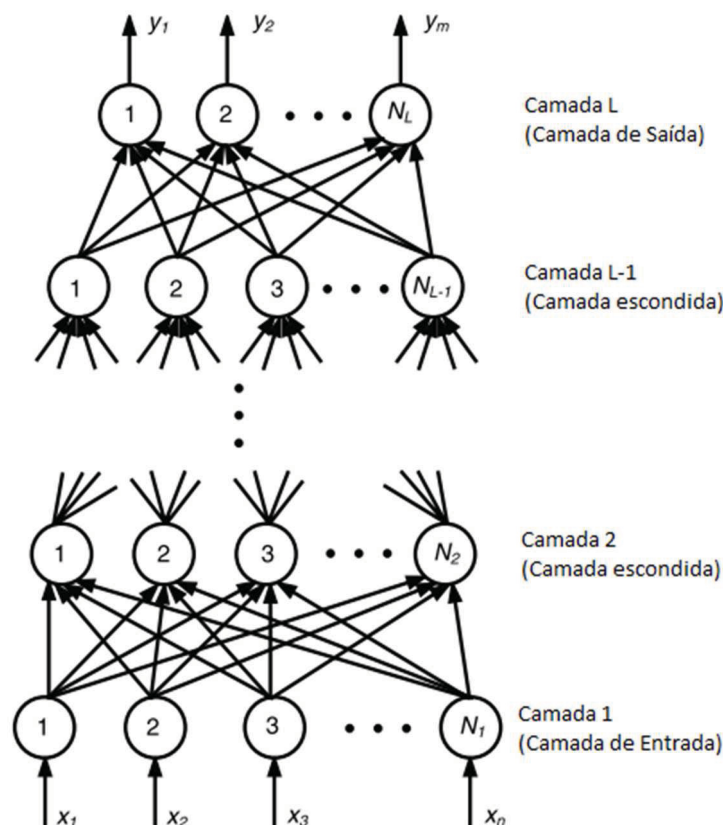


FIGURA 55 – ESTRUTURA MULTILAYER PERCEPTRONS – MLP (ADAPTADO DE ZHANG ET AL., 2003)

As camadas estão representadas por  $N_l$ , onde o número de camadas  $l$  varia de 1, 2, ...,  $L$ . As entradas e saída são representadas por  $x_i$  e  $y_i$ , onde  $i$  corresponde ao número de neurônios e varia de  $i = 1, 2, \dots, n$ . Cada conexão será representada por  $w_{il}$ , onde  $i$  corresponde aos neurônios e  $l$  são as camadas.

Numa RNA, com exceção dos neurônios da camada de entrada, todos necessitam receber e processar os estímulos que vêm dos outros neurônios. A Figura 56 demonstra como cada neurônio processa a informação numa RNA MLP. No exemplo, o neurônio da última camada recebe estímulos da camada anterior, através dos valores  $o_1^{l-1}, o_2^{l-1}, \dots, o_{N^{l-1}}^{l-1}$  e de seus respectivos pesos  $w_{i1}^l, w_{i2}^l, \dots, w_{iN}^l$ . Cada valor é multiplicado por seu peso e a somatória resulta em  $net_j^l$ , este valor passa por um neurônio denominado de função de ativação  $f_{act}$  para obter o resultado final ( $o_j^l$ ) da saída do neurônio desta camada.

A somatória ponderada corresponde a equação ( 4.1 ):

$$net_j^l = w_{i1}^l o_1^{l-1} + w_{i2}^l o_2^{l-1} + \dots + w_{iN_{l-1}}^l o_{N_{l-1}}^{l-1} \quad (4.1)$$

Esta somatória equivale a zero, se todos os neurônios da camada anterior escondida tiverem respostas zero, para criar um viés, se assume que há um neurônio fictício ( $\theta_j$ ) que seu resultado é 1 e se adiciona um peso à conexão sendo  $w_{i0}^{l-1}$ . É apresentada na equação ( 4.2):

$$\theta_j = w_{i0}^{l-1} o_0^{l-1} \tag{ 4.2}$$

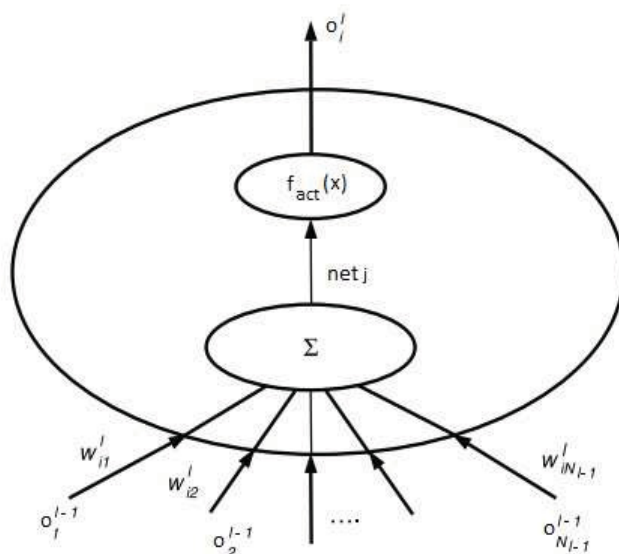


FIGURA 56 – PROCESSAMENTO DA INFORMAÇÃO NO ÚLTIMO NEURÔNIO DA ÚLTIMA CAMADA (ZHANG E GUPTA, 2000)

A função de ativação ou de transferência, em geral, é uma função sigmoide, apresentada na função a seguir e demonstrado na Figura 57, conforme equação ( 4.3 ):

$$f_{act}(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})} \tag{ 4.3}$$

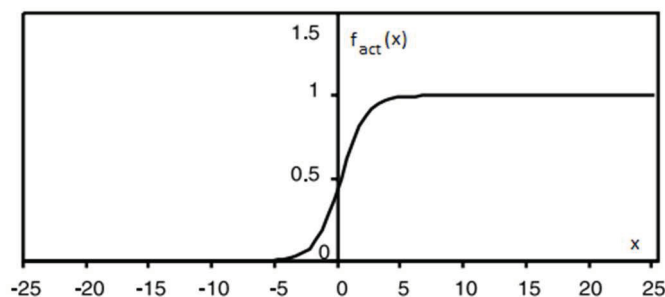


FIGURA 57 – FUNÇÃO SIGMÓIDE (ADAPTADA DE ZHANG E GUPTA, 2000)

A saída do neurônio pode ter os seguintes resultados:

$$o_j = \begin{cases} 0 & \text{se } f_{act_j} < 0 \\ 1 & \text{se } f_{act_j} > 1 \\ f_{act_j} & \text{nos demais casos} \end{cases}$$

As funções de ativação são atualizadas através de uma função específica. A importância da função de atualização se verifica, pois, é necessário acessar cada neurônio numa determinada sequência para poder realizar as operações de suas conexões. Esta ordem influencia o resultado de um ciclo de propagação. No caso da RNA MLP a função padrão da biblioteca que é da Ordem Topológica. A Ordem topológica define que a primeira camada a ser processada é a camada de entrada, na sequência a primeira camada escondida e assim por diante, e por último a camada de saída. Esta função é típica da RNA de alimentação para diante.

Um outro aspecto importante é como são realizados os ajustes dos pesos das conexões para que tenham o comportamento esperado. Este ajuste normalmente segue a regra de Hebbian, que afirma que uma ligação entre dois neurônios é fortalecida se ambas estão ativas ao mesmo tempo. A regra geral de Hebbian corresponde a equação ( 4.4 ):

$$\Delta w_{ij} = g(f_{act_j}, t_j) h(o_i, w_{ij}), \quad (4.4)$$

onde  $t_j$  corresponde ao ensinamento da entrada, em geral, é o dado observado que se deseja obter na saída,  $g(\dots)$  é a função que depende da função de ativação do neurônio e do dado de treinamento,  $h(\dots)$  é a função que depende da saída do neurônio da camada anterior e o peso de sua conexão.

O processo de treinamento consiste em algumas etapas:

- Fase de propagação para frente: A entrada é propagada para frente, através dos neurônios, até que atinge o neurônio de saída.
- Fase de propagação para trás: O resultado do neurônio de saída é comparado com o dado de treinamento. A diferença entre o calculado e o de treinamento é utilizada juntamente com o dado de entrada para determinar o novo peso. Desta maneira, os erros (diferenças) são propagados para trás. Para obter esta diferença nas camadas escondidas, utiliza-se a seguinte fórmula ( 4.5 ):

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij} &= \eta \delta_j o_i \\ \delta_j &= \begin{cases} f'_j(\text{net}_j)(t_j - o_j) & \text{se o neurônio } j \text{ é de saída,} \\ f'_j(\text{net}_j) \sum \delta_k w_{jk} & \text{se o neurônio } j \text{ é escondido} \end{cases}, \end{aligned} \quad (4.5)$$

onde  $\eta$  é o fator de aprendizado,  $\delta_j$  é a diferença entre o valor real de saída e o valor calculado no neurônio  $j$ ,  $i$  corresponde ao índice do neurônio da camada anterior à camada corrente,  $j$  é o índice do neurônio da camada corrente,  $k$  é o índice do neurônio da camada posterior à camada corrente.

Existem diversos métodos de aprendizado supervisionado para as RNA alimentadas adiante. No estudo atual foi utilizado Gradiente Conjugado Escalado (*SCG – Scaled Conjugate Gradient*). O método dos Gradientes Conjugados (GC) utiliza as derivadas de segunda ordem para obter um melhor caminho para um mínimo local, enquanto que outros métodos apenas utilizam a derivada de primeira ordem. Enquanto o método tradicional de propagação para trás procede sempre para baixo o gradiente da função de erro, o gradiente conjugado terá a direção do passo anterior. No caso do método tradicional da propagação para trás, cada passo desfaz parcialmente o passo anterior utilizando um gradiente menor.

No caso do *SCG*, o número de epochs não é relevante, quando comparado com algoritmos tipo de propagação para trás padrão.

Os principais aspectos do SGC são:

- Cada iteração  $k$ , é computado o peso  $w_{k+1} = w_k + \alpha_k \cdot p_k$ , onde  $p_k$  é a nova direção conjugada,  $\alpha_k$  é o tamanho do passo nesta direção que é função da matriz de Hessiana da função de erro ou matriz da segunda derivada  $E''(\mathbf{w}_k)$  sendo apresentada na equação (4.6):

$$E''(\mathbf{w}_k) p_k \approx \frac{E'(\mathbf{w}_k + \sigma_k p_k) - E'(\mathbf{w}_k)}{\sigma_k}, \quad 0 < \sigma_k \leq 1 \quad (4.6)$$

- Como a matriz de Hessiana nem sempre é positiva definida, o que impede o método de obter um bom resultado, utiliza-se um escalar para regular esta indefinição. Este tipo de método é parecido ao Método de Levenberg-Marquardt. A equação (4.7) fica:

$$E''(\mathbf{w}_k)p_k \approx \frac{E'(\mathbf{w}_k + \sigma_k \mathbf{p}_k) - E'(\mathbf{w}_k)}{\sigma_k} + \lambda_k \cdot p_k \quad (4.7)$$

A função de inicialização utilizada é a padrão da biblioteca para a RNA MLP, que é através dos pesos aleatórios. Esta função inicializa todos os pesos e o viés com valores distribuídos aleatoriamente, o intervalo padrão é de -0,3 a 0,3.

Os dados de entrada e saída utilizados no modelo foram:

- Entradas (valores totais e desagregados – *IMF*):
  - Precipitação total mensal (P);
  - Temperatura compensada média mensal (T);
  - Parâmetros baseados na precipitação (Ppar):
    - Número de dias com chuva por mês;
    - Número de dias sem chuva por mês;
    - Sequência de dias chuvosos por mês;
    - Sequência de dias secos por mês;
    - Máxima precipitação diária por mês;
  - ;
- Saída:
  - Vazão média mensal (Q).

Foram montadas diversas entradas e saída para o modelo e foram testados alguns parâmetros da RNA MLP para avaliar a qualidade do ajuste.

Os modelos testados têm de como variável de entrada até 12 (todas) e sempre apenas uma variável de saída. Para cada tipo de vazão de saída foram sugeridos 28 modelos, conforme Tabela 10.

TABELA 10 – TIPOS DE MODELOS USADOS NO ESTUDO

Modelo	Entradas	Saída	
1	$P(t)$	Q(t)	
2	$P(t), Q(t-1)$		
3	$P(t), P(t-1)$		
4	$P(t), P(t-1), Q(t-1)$		
5	$P(t), P(t-1), P(t-2)$		
6	$P(t), P(t-1), P(t-2), Q(t-1), Q(t-2)$		
7	$P(t), P(t-1), P(t-2), P(t-3), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3)$		
8	$P(t), T(t)$		
9	$P(t), T(t), Q(t-1)$		
10	$P(t), P(t-1), T(t), T(t-1)$		
11	$P(t), P(t-1), T(t), T(t-1), Q(t-1)$		
12	$P(t), P(t-1), P(t-2), T(t), T(t-1), T(t-2)$		Q(t)
13	$P(t), P(t-1), P(t-2), T(t), T(t-1), T(t-2), Q(t-1), Q(t-2)$		
14	$P(t), P(t-1), P(t-2), P(t-3), T(t), T(t-1), T(t-2), T(t-3), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3)$		
15	$P(t), T(t), IMF(t)$		
16	$P(t), T(t), IMF(t), Q(t-1)$		
17	$P(t), P(t-1), T(t), T(t-1), IMF(t), IMF(t-1)$		
18	$P(t), P(t-1), T(t), T(t-1), IMF(t), IMF(t-1), Q(t-1)$		
19	$P(t), P(t-1), P(t-2), T(t), T(t-1), T(t-2), IMF(t), IMF(t-1), IMF(t-2)$		
20	$P(t), P(t-1), P(t-2), T(t), T(t-1), T(t-2), IMF(t), IMF(t-1), IMF(t-2), Q(t-1), Q(t-2)$		
21	$P(t), P(t-1), P(t-2), T(t), T(t-1), T(t-2), T(t-3), IMF(t), IMF(t-1), IMF(t-2), IMF(t-3), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3)$		
22	$P(t), T(t), IMF(t), Ppar(t)$		
23	$P(t), T(t), IMF(t), Ppar(t), Q(t-1)$		
24	$P(t), P(t-1), T(t), T(t-1), IMF(t), IMF(t-1), Ppar(t), Ppar(t-1)$		
25	$P(t), P(t-1), T(t), T(t-1), IMF(t), IMF(t-1), Ppar(t), Ppar(t-1), Q(t-1)$		
26	$P(t), P(t-1), P(t-2), T(t), T(t-1), T(t-2), IMF(t), IMF(t-1), IMF(t-2), Ppar(t), Ppar(t-1), Ppar(t-2)$		
27	$P(t), P(t-1), P(t-2), T(t), T(t-1), T(t-2), IMF(t), IMF(t-1), IMF(t-2), Ppar(t), Ppar(t-1), Ppar(t-2), Q(t-1), Q(t-2)$		
28	$P(t), P(t-1), P(t-2), T(t), T(t-1), T(t-2), T(t-3), IMF(t), IMF(t-1), IMF(t-2), IMF(t-3), Ppar(t), Ppar(t-1), Ppar(t-2), Ppar(t-3), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3)$		

Os modelos foram criados da seguinte maneira: os primeiros 7 modelos relacionam apenas precipitação com vazão e entre eles se diferem os tempos relacionados. Os modelos de 8 a 14, incluem a variável de temperatura nos mesmos moldes da precipitação. Os modelos de 15 a 21, incluem as precipitações

desagregadas (intra-anual, anual, interanual, decadal e interdecadal) nos mesmos tempos da precipitação. Os modelos 22 a 28, incluem as demais características mensais citadas (dias com chuva mensal, dias sem chuva mensal, sequência de dias chuvosos mensal, sequência de dias secos mensal e precipitação diária máxima mensal). Os modelos de 15 a 28 correspondem ao modelo acoplado *CEEMDAN-RNA*.

Para cada modelo foram testados os seguintes parâmetros da RNA:

- Número de neurônios: 2, 4, 6, 8 e 10;
- Número de iterações: 30, 60, 90, 120, 150, 180;
- Extensão de meses para treinamento: 60, 120, 180, 240 e 300;
- Posição do treinamento: os primeiros meses da série ou os últimos da série.

A quantidade de combinações dos parâmetros modificados são 300, portanto, o número de modelos testados foi de 8.400.

Para avaliar os resultados e a qualidade do ajuste foram aplicados diversos coeficientes de ajuste, conforme apresentado no item 4.2.3 e dependendo do objetivo do ajuste, os índices podem ser diferentes.

Semelhante a outros trabalhos foi elaborada uma numeração para os modelos testados, o código é composto por 5 a 6 números, com a seguinte regra, da direita para a esquerda:

- Um dígito para a posição do treinamento: quando foram utilizados os primeiros meses da série (1) e quando foram os últimos da série (2);
- Um dígito para a extensão de meses para treinamento: 60 (1), 120 (2), 180 (3), 240 (4) e 300 (5);
- Um dígito para o número de iterações: 30 (1), 60 (2), 90 (3), 120 (4), 150 (5), 180 (6);
- Um dígito para o número de neurônios: 2 (1), 4 (2), 6 (3), 8 (4) e 10 (5) e
- Um a dois dígitos para o número do tipo do modelo.

A Tabela 11 apresenta a formatação do código do modelo e um exemplo com o código do modelo testado 054431.

TABELA 11 – FORMATAÇÃO CÓDIGO DO MODELO

Código	Descrição	Exemplo	Valor correspondente
$mm$	Número do tipo do modelo apresentado na Tabela 10	05	P(t), P(t-1), P(t-2)
$n_e$	Código do número de neurônios	4	8 neurônios
$i_t$	Código do número de iterações	4	240 iterações
$e_t$	Código da extensão do treinamento	3	180 meses
$p_t$	Código com posição do treinamento	1	Início da série

#### 4.2.3 Critérios de qualidade do ajuste para a RNA

Para análise do comportamento e ajuste do modelo RNA foram aplicados alguns índices de eficiência que buscam aferir quanto os resultados modelados estão próximos dos observados.

Em geral, os mais utilizados são o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe, o coeficiente de Determinação e o índice de concordância relativa. Porém na literatura existem outros, nos quais cada critério pode atender diferentes objetivos.

Os índices de eficiência determinam os erros, que corresponde à diferença entre observado e calculado para cada passo de tempo, às vezes, sendo normalizado por uma medida de variabilidade das observações, e para evitar o cancelamento dos erros com sinais opostos, são também informados os erros absolutos e os erros ao quadrado (Krause, Boyle e Bäse, 2005). Neste tipo de índices, há uma ênfase nos erros maiores, sendo que pequenos erros são negligenciados. Portanto, num modelo de transformação chuva-vazão, as vazões altas estão associadas aos maiores erros e as vazões baixas aos erros menores. No caso das vazões baixas, os melhores índices são os relativos.

A seguir são apresentados os índices e as estatísticas quantitativas utilizadas:

- Erro médio absoluto (*MAE – mean absolute error*) ( 4.8 ):

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s_i - o_i), \quad (4.8)$$

onde  $i$  é o índice para cada valor,  $N$  é a o número total de valores,  $s_i$  são os valores simulados e  $x_i$  corresponde aos valores observados.

- Erro quadrático médio ( $MSE$  – *mean square error*) ( 4.9 ):

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s_i - x_i)^2 \quad (4.9)$$

- Raiz do erro quadrático médio ( $RMSE$  – *root mean square error*) ( 4.10 ):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s_i - x_i)^2} \quad (4.10)$$

- Raiz do erro quadrático médio normalizado ( $NRMSE$  – *normalized root mean square error*) ( 4.11 ):

$$NRMSE = 100 \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s_i - x_i)^2}}{\sigma(x_i)}, \quad (4.11)$$

onde  $\sigma(x_i)$  corresponde ao desvio padrão dos valores observados.

- Coeficiente de correlação de Pearson ( $r$ ) ( 4.12 ):

$$r = \frac{cov(s_i, x_i)}{\sqrt{var(s_i) \cdot var(x_i)}}, -1 \leq r \leq 1 \quad (4.12)$$

onde  $cov(s_i, x_i)$  corresponde a covariância entre os valores simulados e observados,  $var(s_i)$  é a variância dos valores simulados e  $var(x_i)$  é a variância dos valores observados.

- Coeficiente de correlação de Spearman ( $rS$ ) ( 4.13 ):

$$rS = 1 - \frac{6 \cdot \sum_{i=1}^N (s_i - x_{i_i})^2}{(n^3 - n)}, \quad (4.13)$$

onde  $n$  é o número dos pares dos valores.

- Coeficiente de Determinação ( $R^2$ ) ( 4.14 ):

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (s_i - \bar{x})^2}{\sum_{i=1}^N (s_i - \bar{x})^2 + \sum_{i=1}^N (s_i - x_i)^2}, 0 \leq R^2 \leq 1 \quad (4.14)$$

onde  $\bar{x}$  é a média dos valores observados.

- Relação entre os Desvios Padrões ( $rSD$ ) ( 4.15 ):

$$rSD = \frac{\sigma(s_i)}{\sigma(x_i)} \quad (4.15)$$

onde  $\sigma(s_i)$  corresponde ao desvio padrão dos valores simulados.

- Eficiência Nash-Sutcliffe ( $NSE$ ): É uma estatística normalizada que determina a magnitude relativa do resíduo da variância entre simulado e observado comparada com a variância observada (Nash & Sutcliffe, 1970) ( 4.16 ):

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (s_i - x_i)^2}{\sum_{i=1}^N (|x_i - \bar{x}|)^2}, -\infty \leq NSE \leq 1 \quad (4.16)$$

Quando  $NSE = 1$  os dados simulados são iguais aos observados, quando  $NSE = 0$  os dados simulados são tão precisos quanto a média do dado observado e para  $NSE < 0$  a média do dado observado é um melhor preditor do que o modelo.

- Eficiência modificada Nash Sutcliffe ( $mNSE$ ) ( 4.17 ):

$$mNSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (s_i - x_i)^j}{\sum_{i=1}^N (|x_i - \bar{x}|)^j}, 0 \leq mNSE \leq 1 \quad (4.17)$$

onde  $j$  é parâmetro modificado da equação ( 4.16 ), valores superiores a 2 aumentam a sensibilidade para valores altos, como por exemplo para vazões máximas.

- Eficiência relativa Nash-Sutcliffe ( $rNSE$ ) ( 4.18 ):

$$rNSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N \left( \frac{s_i - x_i}{x_i} \right)^2}{\sum_{i=1}^N \left( \frac{|x_i - \bar{x}|}{\bar{x}} \right)^2}, 0 \leq rNSE \leq 1 \quad (4.18)$$

- Índice de concordância ( $d$ ): Foi desenvolvido por Willmott (1981) para padronização da predição do erro ( 4.19 ):

$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - s_i)^2}{\sum_{i=1}^N (|s_i - \bar{x}| + |x_i - \bar{x}|)^2}, 0 \leq d \leq 1 \quad (4.19)$$

- Índice modificado de Concordância (*md*) ( 4.20 ):

$$md = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - s_i)^j}{\sum_{i=1}^N (|s_i - \bar{x}| + |x_i - \bar{x}|)^j}, 0 \leq md \leq 1 \quad (4.20)$$

- Índice relativo de Concordância (*rd*) ( 4.21 ):

$$rd = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N \left( \frac{x_i - s_i}{x_i} \right)^2}{\sum_{i=1}^N \left( \frac{|s_i - \bar{x}| + |x_i - \bar{x}|}{\bar{x}} \right)^2}, 0 \leq rd \leq 1 \quad (4.21)$$

- Coeficiente de Persistência (*cp*): É utilizado para comparar o valor simulado com o observado no tempo anterior (Kitanidis e Bras, 1980) ( 4.22 ):

$$cp = 1 - \frac{\sum_{i=2}^N (s_i - x_i)^2}{\sum_{i=1}^{N-1} (x_{i+1} - x_i)^2}, 0 \leq cp \leq 1 \quad (4.22)$$

- Percentagem de Viés (*pbias*): Mede a tendência de os dados serem maiores ou inferiores aos observados ( 4.23 ):

$$pbias = 100 \frac{\sum_{i=1}^N (s_i - x_i)}{\sum_{i=1}^N (x_i)} \quad (4.23)$$

- Eficiência Kling-Gupta (*KGE*): Para decompor o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe nas componentes de correlação, polarização e variabilidade (Gupta *et al.*, 2009). Foi proposto uma revisão no índice para evitar correlação cruzada entre o viés e as taxas de variabilidade (Kling, Fuchs e Paulin, 2012), conforme as equações ( 4.24 ), ( 4.25 ) e ( 4.26 ):

$$KGE = 1 - \sqrt{(s[1] \cdot (r - 1))^2 + (s[2] \cdot (\gamma' - 1))^2 + (s[3] \cdot (\beta - 1))^2} \quad (4.24)$$

onde  $-\infty \leq KGE \leq 1$ ,  $s[1]$ ,  $s[2]$ ,  $s[3]$  correspondem a fatores para alterar a ênfase sobre os três componentes da decomposição e o valor padrão é 1.  $s[1]$  altera o coeficiente de correlação,  $s[2]$  altera  $\gamma'$  e  $s[3]$  altera  $\beta$ ,  $r$  é o coeficiente de correlação de Pearson,  $\beta$  é a razão entre a média dos valores simulados e a média dos valores observados,  $\gamma'$  é a razão entre o coeficiente de variação dos valores simulados ( $CV_s$ ) e o coeficiente de variação dos valores observados ( $CV_x$ ).

$$\beta = \frac{\bar{s}}{\bar{x}} \quad (4.25)$$

onde  $\bar{s}$  é a média dos valores simulados.

$$\gamma' = \frac{CV_s}{CV_x} = \frac{\sigma(s_i)/\bar{s}}{\sigma(x_i)/\bar{x}} \quad (4.26)$$

- Coeficiente de determinação multiplicado pela inclinação da regressão linear entre os dados simulados e os observados ( $aR^2$ ) (4.27):

$$aR^2 = |a|R^2, |a| \leq 1 \quad (4.27)$$

onde  $0 \leq aR^2 \leq 1$ ,  $a$  é a inclinação da regressão linear entre os dados simulados e os observados.

O coeficiente permite a contabilização da discrepância na magnitude dos dois sinais. Quando considerado apenas o coeficiente de determinação, este pode ter bom resultado, mesmo que o modelo simulado erre todos os valores, às vezes, para mais ou para menos (Krause, Boyle e Bäse, 2005).

- Eficiência volumétrica ( $VE$ ) (4.28):

$$VE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N |s_i - x_i|}{\sum_{i=1}^N (x_i)}, 0 \leq VE \leq 1 \quad (4.28)$$

De forma complementar aos índices, também é aplicado o Teste Shapiro-Wilk para verificar a normalidade das vazões ou do logaritmo das vazões. Confirmada a normalidade das vazões, são aplicados os testes F para comparar a variância entre os valores simulados e observados e T de Student para comparar as médias entre os valores simulados e observados.

#### 4.2.4 Treinamento

No caso em estudo, a preocupação foi que o modelo fosse capaz de reproduzir as vazões baixas. Os coeficientes escolhidos foram prioritariamente: critério de eficiência relativa de Nash-Sutcliffe e índice de concordância relativa. Estes critérios foram aplicados nas fases de treinamento e validação aos resultados simulados em comparação aos observados. Foram considerados todos os resultados e também para as vazões menores à permanência de 70%.

Conforme o item 4.2.2, o período de observação foi dividido em dois subperíodos, complementares, para a fase de treinamento e posterior verificação.

Para cada modelo, também foi realizada a previsão, onde a RNA é aplicada ao período completo. Neste trabalho, o termo previsão corresponde à simulação para o período com dados históricos, também denominado de *hindcast*.

#### 4.2.5 Cenários

Para a elaboração dos cenários, nos quais ocorre a defasagem das fases das chuvas desagregadas, é utilizado apenas o modelo que obteve o melhor resultado.

Os cenários previstos para serem modelados estão divididos em duas fases. A primeira fase corresponde em avaliar o efeito das parcelas interanual, decadal e interdecadal sobre as vazões e a segunda fase corresponde ao deslocamento dos sinais interanual, decadal e interdecadal para identificar eventos mais extremos.

A primeira fase consiste nos seguintes cenários:

- Chuva intra-anual e anual;
- Chuva intra-anual e anual, incorporando a chuva interanual;
- Chuva intra-anual, anual e interanual, incorporando a chuva decadal;
- Chuva intra-anual, anual, interanual e decadal, incorporando a chuva interdecadal (modelo calibrado).

Na segunda fase, os cenários são divididos em duas categorias: i) a primeira categoria corresponde ao deslocamento dos sinais que obtiverem correlação cruzada significativa, tanto a máxima, quanto a mínima, entre a soma da chuva intra-anual com anual e as demais decomposições interanual, decadal e interdecadal, ii) a segunda categoria corresponde ao deslocamento de todos os valores máximos e mínimos de todas as decomposições para avaliar os extremos máximos e mínimos.

A correlação cruzada considerada como significativa deve atender aos seguintes limites da função dos quantis de uma distribuição normal para os percentis de 2,5% e 97,5% dividido pela raiz quadrada do número de valores observados. Considerando que são 576 meses, o limite estará entre -0,0817 e 0,0817.

Para todos os cenários, sempre que a soma das parcelas das precipitações resultar num valor menor que zero, este valor é considerado como zero.

Para a análise das vazões mínimas utilizaram-se vários métodos diferentes, são relacionadas as estatísticas descritivas, a curva de permanência com ênfase nas vazões abaixo de 70%, as vazões superficiais e subterrâneas, a curva de permanência da vazão subterrânea, análise de frequência das vazões mínimas, análise de déficit e de corridas considerando como demanda a vazão com 70% de permanência. Estes métodos foram sugeridos por Smakhtin (2001).

A maioria das análises realizadas foi com a linguagem R (R Development Core Team, 2011) e utilizaram as bibliotecas: hht (Bowman e Lees, 2013) para a decomposição dos sinais, RSNNS (Bergmeir e Benitez, 2012) para a RNA, hydroGOF (Zambrano-bigiarini, 2014a) para a análise de desempenho e ajuste da RNA, hydroTSM (Zambrano-bigiarini, 2014b) para a curva de permanência, fitdistrplus (Delignette-muller e Dutang, 2015) para a análise de frequência. Estas bibliotecas dependem de outros pacotes adicionais. Foram desenvolvidos algoritmos para integrar estas bibliotecas, para o cálculo de algumas análises que não pertenciam às bibliotecas, e para obter as tabelas e figuras apresentadas.

## 4.3 RESULTADOS

Os resultados do modelo de transformação chuva-vazão são apresentados, em duas etapas: treinamento e cenários.

### 4.3.1 Treinamento, verificação e previsão

Os 28 modelos, conforme Tabela 10 apresentada no item 4.2.2, foram avaliados alterando os parâmetros de número de neurônios, número de iterações, extensão de meses, seleção dos meses a partir do início ou do final da série histórica. A Tabela 12 apresenta os modelos que obtiveram melhor desempenho em cada índice descrito na definição do método (item 4.2.3).

TABELA 12 – MELHOR MODELO CONSIDERANDO CADA ÍNDICE DE EFICIÊNCIA PARA TREINAMENTO, VERIFICAÇÃO E PREVISÃO

Parâmetros	Índice	Treinamento	Verificação	Previsão
<b>274522</b>	<i>MAE</i>	0,09	0,19	0,09
213512	<i>MSE</i>	0,04	0,04	0,04
<b>274522</b>	<i>RMSE</i>	0,11	0,24	0,11
<b>274522</b>	<i>NRMSE</i>	12,5	34,1	12,7
<b>274522</b>	<i>pbias</i>	0,4	5,4	2
275612	<i>rSD</i>	1	1	1
<b>274522</b>	<i>NSE</i>	0,98	0,88	0,98
<b>274522</b>	<i>mNSE</i>	0,87	0,69	0,87
<b>274522</b>	<i>rNSE</i>	0,95	0,87	0,95
<b>274522</b>	<i>d</i>	1	0,97	1
<b>274522</b>	<i>md</i>	0,94	0,84	0,94
<b>274522</b>	<i>rd</i>	0,99	0,97	0,99
<b>274522</b>	<i>cp</i>	0,56	-6,54	0,57
205622	<i>r</i>	1	1	1
194512	<i>R<sup>2</sup></i>	1	0,98	1
174522	<i>aR<sup>2</sup></i>	0,95	0,92	0,95
<b>274522</b>	<i>KGE</i>	0,98	0,92	0,98
<b>274522</b>	<i>VE</i>	0,97	0,94	0,97

Mesmo priorizando os índices de eficiência que consideram os menores erros, de forma geral, o modelo 274522 é o que apresenta melhor resultado. O número 274522 corresponde ao modelo 27 da Tabela 10, e possui os seguintes dados de entrada:  $P(t)$ ,  $P(t-1)$ ,  $P(t-2)$ ,  $T(t)$ ,  $T(t-1)$ ,  $T(t-2)$ ,  $IMFs(t)$ ,  $IMFs(t-1)$ ,  $IMFs(t-2)$ ,  $Ppar(t)$ ,  $Ppar(t-1)$ ,  $Ppar(t-2)$ ,  $Q(t-1)$ ,  $Q(t-2)$ . O modelo selecionado possui 8 neurônios, foram necessárias 150 iterações, os dados foram separados em duas subamostras, onde a primeira tem 120 meses e a segunda com 456 meses de extensão e que o período de treinamento é obtido do final da série, ou seja, da segunda subamostra.

Por meio do resultado obtido, pode-se destacar que o método aplicado para a decomposição possibilitou um melhor modelo de transformação chuva-vazão.

A Figura 58 apresenta o modelo número 274522 com a comparação entre valores calculados e observados nas etapas de treinamento, verificação e previsão.

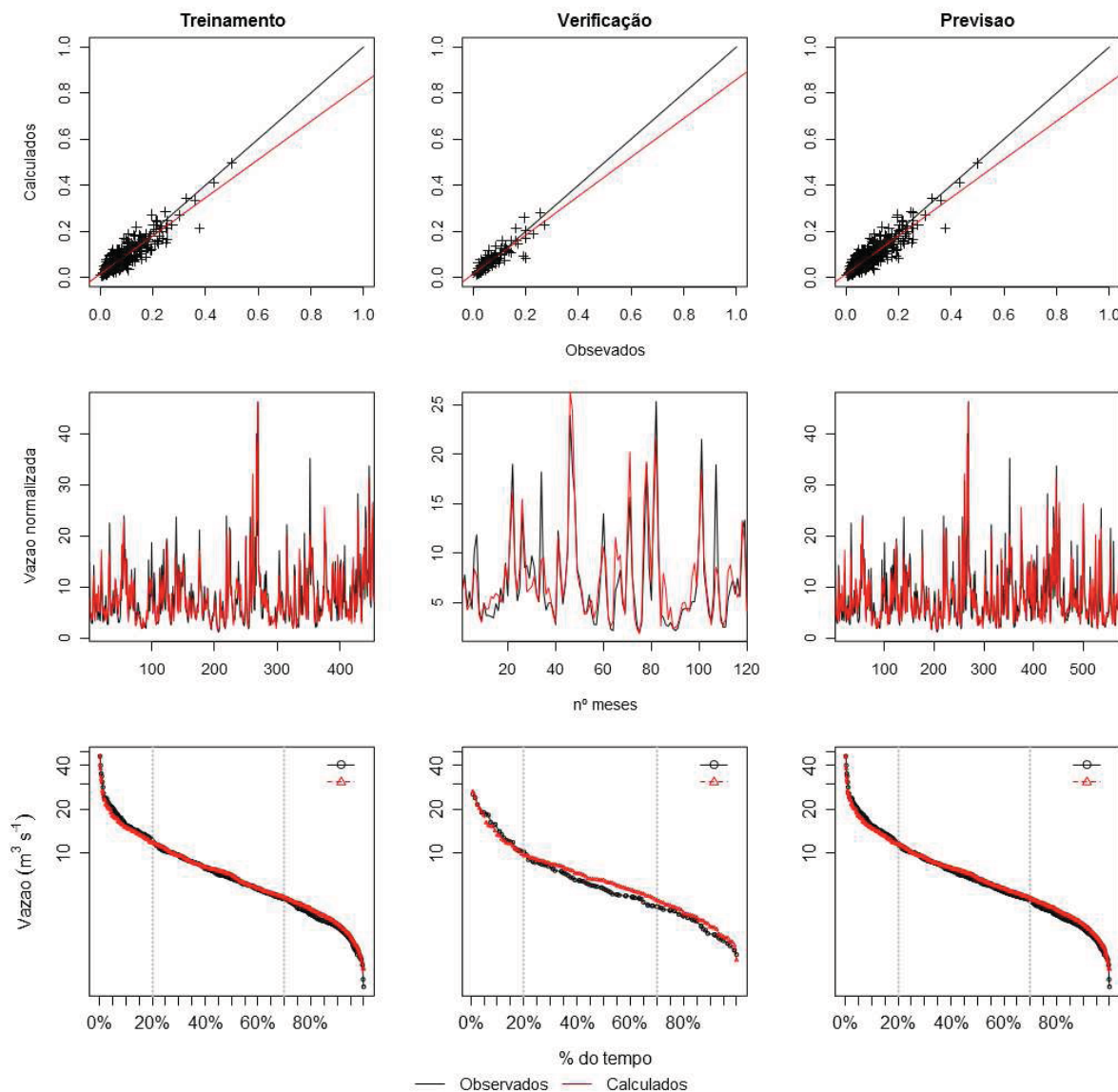


FIGURA 58 – AJUSTE DO MODELO 274522 PARA AS VAZÕES MÉDIAS MENSAIS. DO PAINEL SUPERIOR PARA O INFERIOR E DA ESQUERDA PARA A DIREITA: COMPARAÇÃO ENTRE DADOS CALCULADOS E OBSERVADOS DA FASE DE TREINAMENTO, DA FASE DE VERIFICAÇÃO, DA FASE DE PREVISÃO (*HINDCAST*), B) SÉRIE HISTÓRICA DO PERÍODO DE TREINAMENTO, PARA O PERÍODO DE VERIFICAÇÃO, PARA O PERÍODO INTEIRO C) COMPARAÇÃO DA CURVA DE PERMANÊNCIA DAS VAZÕES MÉDIAS MENSAIS ENTRE DADOS CALCULADOS E OBSERVADOS DA FASE DE TREINAMENTO, DA FASE DE VERIFICAÇÃO E DA FASE DE PREVISÃO (*HINDCAST*).

Na Figura 58, em todos os gráficos, pode-se observar que tanto na fase de treinamento, quanto na de verificação o modelo tende a superestimar os mínimos e

subestimar os máximos. No caso dos primeiros gráficos (treinamento, verificação e previsão), eles demonstram se os valores calculados são os mesmos dos observados, portanto, quanto mais próxima a linha vermelha estiver da linha preta, melhor o comportamento do modelo. Os gráficos seguintes demonstram as séries históricas das vazões observadas e calculadas, neste gráfico pode-se observar que as diferenças entre as menores e maiores vazões mensais ocorreram em todo o período. Os gráficos inferiores representam as curvas de permanência e pode-se notar que a região onde o modelo representou melhor os dados observados estão próximos da vazão média de longo período, que em geral, está entre 30% a 40% de permanência.

Conforme explicado nos métodos, são utilizados dois coeficientes para a validação das vazões baixas, são eles: Eficiência relativa Nash-Sutcliffe (*rNSE*) e Índice relativo de Concordância (*rd*). Para a seleção do melhor modelo, optou-se por selecionar o modelo que obtivesse o melhor resultado na calibração e verificação.

Na Tabela 13 apresenta-se a estatística descritiva para as vazões mensais observadas e para as vazões mensais resultantes do modelo calibrado.

TABELA 13 – ESTATÍSTICA DESCRITIVA DAS VAZÕES OBSERVADAS E DA PREVISÃO (HINDCAST) UTILIZANDO O MODELO ESCOLHIDO

	Vazões observadas (m <sup>3</sup> s <sup>-1</sup> )	Vazões calculadas (m <sup>3</sup> s <sup>-1</sup> )	Erros relativos (%)
Mínimo	0.80	1.36	70%
Máximo	91.70	85.63	-7%
1. quartil	6.60	7.02	6%
3. quartil	18.70	18.47	-1%
Média	14.65	14.39	-2%
Mediana	11.25	11.66	4%
Soma	8407.6	8260.0	-2%
Erro padrão médio	0.48	0.44	-8%
Limite de confiança inferior	13.70	13.52	-1%
Limite de confiança superior	15.60	15.26	-2%
Variância	133.79	112.98	-16%
Desvio Padrão	11.57	10.63	-8%
Coefficiente de Assimetria	2.08	1.98	-5%
Coefficiente de Curtose	6.63	6.24	-6%

Pela Tabela 13 pode-se verificar que os parâmetros calculados estão muito próximos dos obtidos com os dados observados, com exceção da menor vazão mensal obtida de 1,36 m<sup>3</sup>/s, que corresponde a um erro médio relativo de 70% para mais. O resultado do modelo demonstra que ele diminui a amplitude das vazões

médias mensais, observado pela redução na variância, do desvio padrão e da vazão máxima e pelo aumento da mínima. O intervalo do limite de confiança foi mantido, variando apenas de 1 a 2%. Os valores de assimetria e coeficiente de curtose também tiveram variações inferiores a 6%.

A distribuição estatística para o logaritmo das vazões é a distribuição normal, avaliada pelo teste de Shapiro-Wilk. Foram realizados alguns testes de hipótese para a diferença da média e da variância. Os testes aplicados foram t-Student e F, em ambos os testes a hipótese nula foi confirmada. De maneira geral, o modelo apresenta um comportamento considerado adequado.

#### 4.3.2 Cenários

Nos cenários, os sinais decompostos de chuva, temperatura e demais parâmetros são defasados para que se possam avaliar possíveis casos de sobreposição dos efeitos da variabilidade climática sobre a vazão média mensal.

Foram calculadas as correlações cruzadas entre os sinais de precipitação, como o objetivo é avaliar sinais de baixa frequência, foi considerada como chuva base a soma da chuva intra-anual com a chuva anual.

Foram elaborados 18 cenários, 8 cenários avaliando os sinais decompostos (sem defasagem), 8 cenários baseados nos sinais com correlação significativa e 2 cenários realinhando todos os máximos e mínimos. O cenário 0 corresponde às vazões observadas.

O cenário 4 corresponde à previsão com dados históricos (*hindcasting*) dentro da etapa de treinamento. Considerando que o modelo calibrado obtém como saída as vazões para os dados observados de chuva, temperatura e vazões (t-1 e t-2), os demais cenários são comparados principalmente a este.

Nesta etapa dos cenários optou-se por avaliar principalmente a influência dos sinais interanual, decadal e interdecadal. Por isso, em geral, os sinais intra-anuais e anuais são somados e esta soma é comparada com os demais sinais.

**4.3.2.1 Cenários Básicos**

Foram elaborados 8 cenários, denominados de cenários básicos, onde a vazão calculada pela RNA se baseou na composição dos sinais que estão descritos na Tabela 14. Nesta etapa não há defasagem dos sinais, apenas a inclusão ou remoção de algum sinal. O objetivo é entender e avaliar a influência de cada sinal sobre o comportamento das vazões.

TABELA 14 – DESCRIÇÃO DOS CENÁRIOS

Cenário	Sinais
1	Intra-anual e anual
2	Intra-anual, anual e interanual
3	Intra-anual, anual, interanual e decadal
4	Intra-anual, anual, interanual, decadal e interdecadal
5	Intra-anual, anual, interanual e interdecadal
6	Intra-anual, anual e decadal
7	Intra-anual, anual, decadal e interdecadal
8	Intra-anual, anual e interdecadal

A Tabela 15 apresenta as estatísticas descritivas para os cenários básicos.

TABELA 15 – ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DAS VAZÕES DOS CENÁRIOS 1 A 8

	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3	Cenário 4	Cenário 5	Cenário 6	Cenário 7	Cenário 8
	IA, A	IA, A, IN	IA, A, IN, D	IA, A, IN, D, ID	IA, A, IN, ID	IA, A, D	IA, A, D, ID	IA, A, ID
Mínimo	0,51	0,43	0,84	1,36	0,51	0,97	1,31	0,54
Máximo	18,30	23,34	95,46	85,63	35,47	78,77	85,81	31,34
1. quartil	1,76	1,80	6,08	7,02	3,71	6,58	9,14	3,49
3. quartil	3,96	4,90	18,62	18,47	10,48	19,27	21,06	10,53
Média	3,19	3,81	14,17	14,39	8,10	14,43	16,72	7,99
Mediana	2,65	2,92	11,02	11,66	6,38	11,09	14,48	6,43
Soma	1828,7	2185,4	8134,3	8260,0	4647,1	8285,0	9596,1	4588,9
Erro padrão médio	0,09	0,12	0,49	0,44	0,25	0,48	0,45	0,24
Limite de confiança inferior	3,01	3,57	13,22	13,52	7,60	13,50	15,83	7,52

Limite de confiança superior	3,36	4,05	15,13	15,26	8,59	15,37	17,60	8,47
Variância	4,68	8,68	135,91	112,98	36,62	129,72	116,40	34,11
Desvio Padrão	2,16	2,95	11,66	10,63	6,05	11,39	10,79	5,84
Coefficiente de Assimetria	2,13	2,18	2,09	1,98	1,63	1,78	1,64	1,29
Coefficiente de Curtose	7,31	7,27	6,79	6,24	3,03	4,40	4,68	1,58

Através das estatísticas descritivas das vazões mensais dos cenários básicos apresentados na Tabela 15, pode-se realizar uma análise da influência dos sinais, interanual, decadal e interdecadal sobre a composição entre chuva intra-anual e anual. Comparando os Cenários 2, 6 e 8, pode-se identificar que o sinal decadal altera de forma mais acentuada, depois o sinal interdecadal e por último o sinal interanual.

O sinal interanual é o único que reduz a vazão mínima do cenário 1. Comparando o cenário 4 com o 7, pode-se dizer que o sinal interanual reduz a maioria das estatísticas, mantendo os valores mínimo, máximo, erro padrão médio, desvio padrão. Observando as variâncias, o sinal decadal tem a maior influência. O Cenário 6 possui valores extremos inferiores ao Cenário 4, mas as demais estatísticas com exceção do coeficiente de assimetria e da curtose são superiores.

Através da Tabela 15 pode-se verificar que o modelo de RNA selecionado não possui problemas em relação às condições de contorno, pois ao usar os sinais decompostos pode-se observar valores inferiores ao valor mínimo obtido do Cenário 4 e valores superiores ao máximo do Cenário 4.

No item 4.3.2.4 são apresentados os anos em que ocorreram as secas mais severas, o período médio observado está em torno de 10 anos. A periodicidade mais homogênea ocorre antes de 1980, sendo que este período está relacionado ao sinal interdecadal de uma fase seca, baixa quantidade de chuvas. Desta forma, observando o resultado do Cenário 6 e Cenário 8, considera-se que o modelo associou estes comportamentos das vazões aos sinais correspondentes, decadal e interdecadal.

Na Figura 59 são apresentadas as curvas de permanência para os cenários básicos.

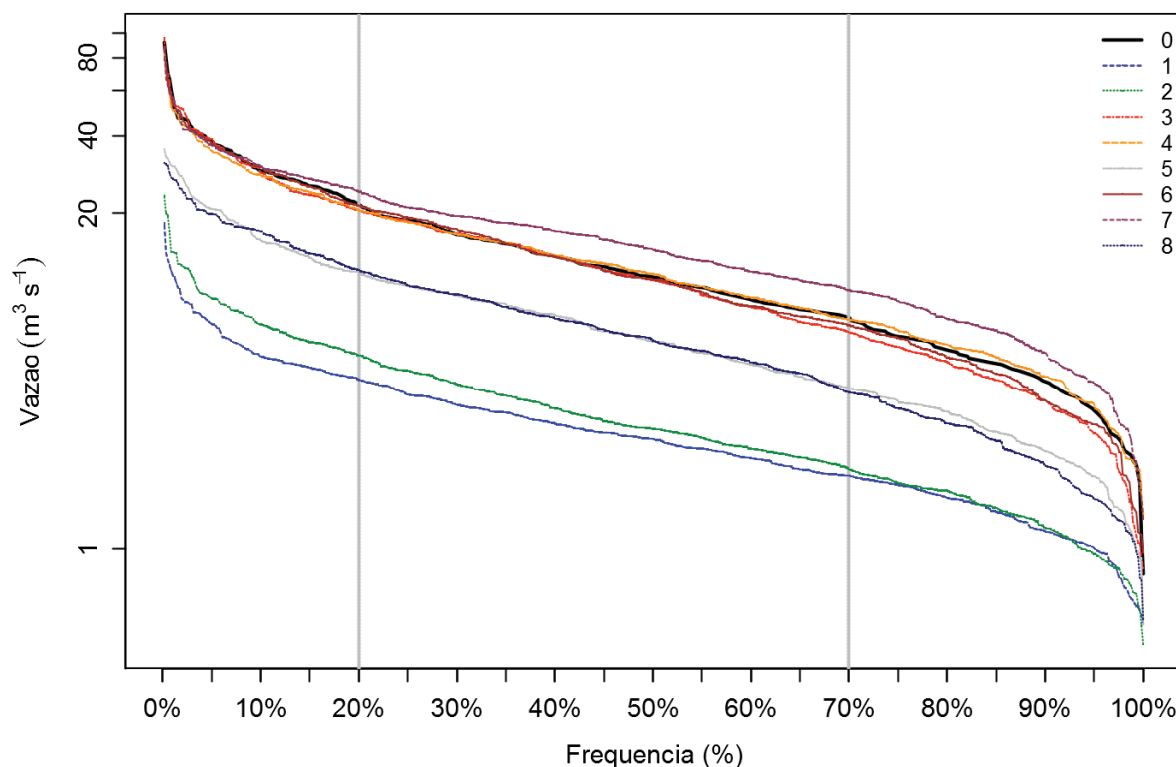


FIGURA 59 – CURVA DE PERMANÊNCIA DOS CENÁRIOS BÁSICOS.

Os Cenários 1 e 2 correspondem às curvas inferiores, os Cenários 5 e 8 são as curvas intermediárias, o Cenário 7 é a curva superior. Os Cenários 3 e 6 são muito parecidos com o Cenário 4, divergindo principalmente nas vazões mais baixas.

O Cenário 2 que corresponde ao Cenário 1 com a soma do sinal interanual mostra que a curva de permanência para vazões acima de 70% tem valores superiores ao Cenário 1 e que para valores abaixo de 70% tem comportamento muito semelhante.

A inclusão do sinal interdecadal sem a presença do sinal decadal, Cenários 5 e 8, são as curvas intermediárias, o sinal interanual influencia o trecho inferior da curva de permanência.

Os Cenários 3 e 6 correspondem à presença do sinal decadal sem o sinal interdecadal. Neste caso, os resultados são muito próximos ao do modelo calibrado, apresentando uma diferença para menos no trecho inferior da permanência de 50%. O sinal interdecadal tende a aumentar as vazões abaixo da permanência de 50%.

O Cenário 7 não possui o sinal interanual, os valores máximos e mínimos são semelhantes ao do Cenário 4 que corresponde ao modelo calibrado. Mas, praticamente toda a curva de permanência, de 10% até próximo de 100%, as vazões

estão sempre acima. A inclusão do sinal interanual no Cenário 4 mostra uma redução das vazões, sem aumentar os eventos extremos, quando comparadas ao Cenário 7.

Na Figura 60 são apresentadas as séries históricas para cada cenário. A Figura 59 e a Figura 60 apresentam informações complementares às da Tabela 15 e mostram as variações dos valores na curva de permanência e ao longo do tempo.

Pela Figura 60 não é possível avaliar, comparar e identificar os valores máximos e mínimos, mas pode-se verificar que as estatísticas descritivas e a curva de permanência estão representadas na escala temporal de forma adequada. Os Cenários 1 e 2 mantêm o mesmo comportamento observado na Tabela 15 e na Figura 59, isto também pode ser observado nos Cenários 5 e 8. Para os demais cenários não é possível fazer uma análise mais detalhada.

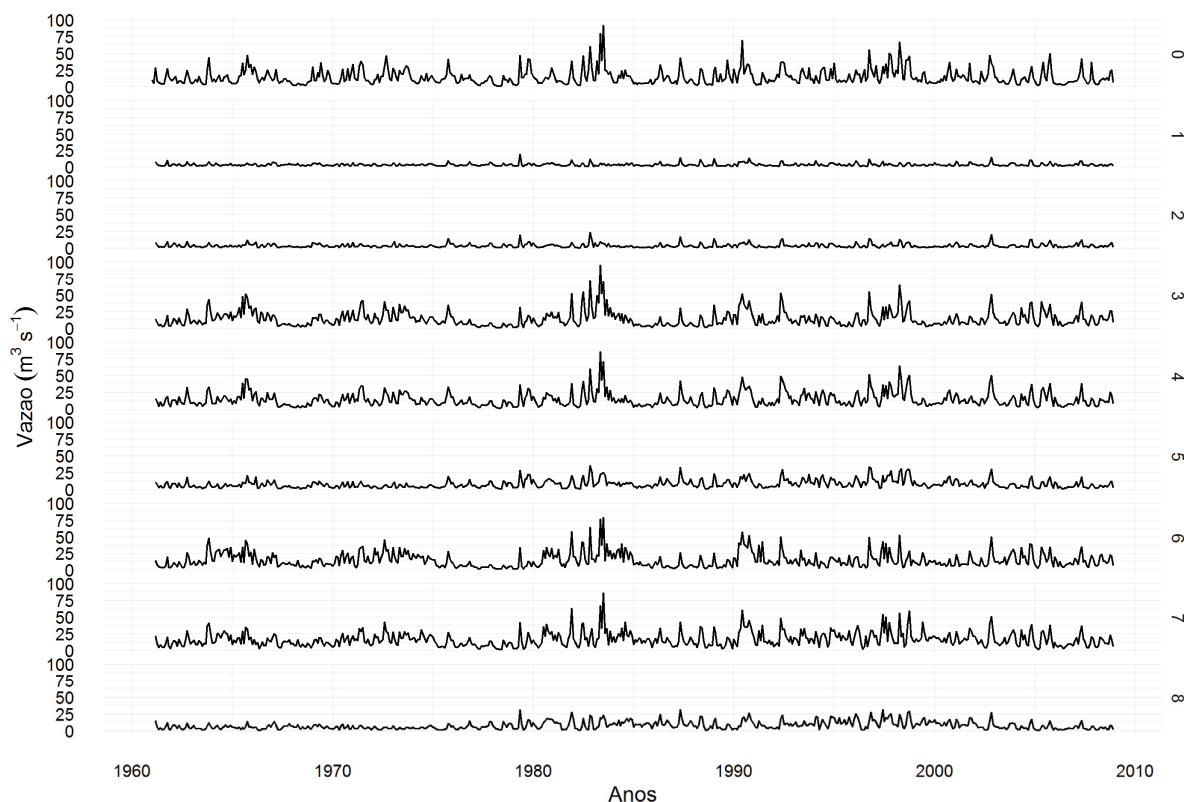


FIGURA 60 – VAZÃO OBSERVADA E VAZÕES DOS CENÁRIOS BÁSICOS, A COLUNA DA DIREITA CORRESPONDE AO NÚMERO DO CENÁRIO.

#### 4.3.2.2 Cenários com Correlação Cruzada Significativa

Na Tabela 16 estão listados os sinais decompostos com as defasagens e as correlações cruzadas, apenas o sinal interanual possui correlação significativa em

todos os cenários avaliados. O limite definido anteriormente está entre -0,0817 e 0,0817.

A defasagem corresponde ao deslocamento do cenário em relação a cada sinal, desta maneira, no caso dos mínimos, o Cenário 1 que possui apenas os sinais intra-anual e anual ocorre 5 meses antes do sinal interanual.

Para os cenários 6 e 7, existe outra ocorrência com correlação superior ao limite, que ocorre com -5 meses de defasagem.

TABELA 16 – DEFASAGEM E CORRELAÇÕES ENTRE OS SINAIS DECOMPOSTOS.

		Interanual		Decadal		Interdecadal	
	Cenários	Defasagem	Correlação	Defasagem	Correlação	Defasagem	Correlação
Mínimos	1	-5	-0,096	2	-0,031	-153	-0,033
	2	-	-	33	-0,047	-128	-0,056
	3	-	-	-	-	-122	-0,053
	5	-	-	43	-0,063	-	-
	6	-56	-0,086	-	-	-59	-0,036
	7	-56	-0,096	-	-	-	-
	8	-5	-0,104	-111	-0,043	-	-
	Máximos	1	11	0.101	-49	0.029	102
2		-	-	75	0.05	126	0.048
3		-	-	-	-	157	0.038
5		-	-	-12	0.03	-	-
6		11	0.121	-	-	170	0.03
7		11	0.114	-	-	-	-
8		11	0.095	-59	0.036	-	-

Na Figura 61 apresenta-se a correlação cruzada (ACF) entre o sinal interanual e o Cenário 7.

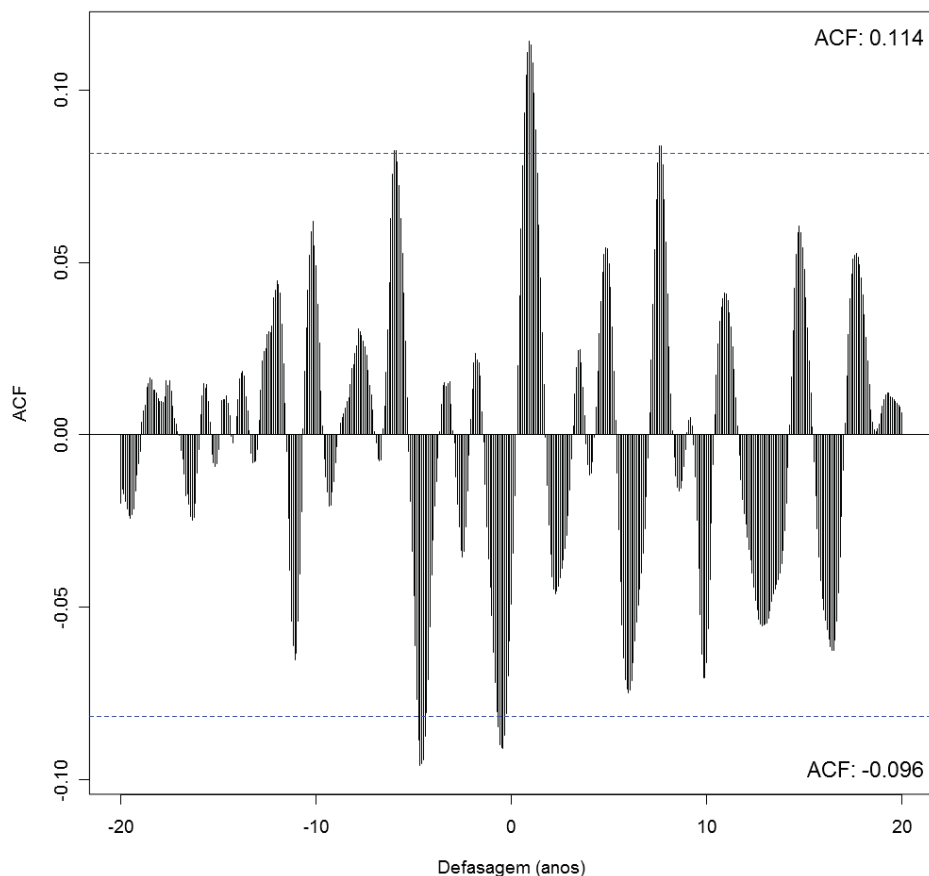


FIGURA 61 – CORRELAÇÃO CRUZADA ENTRE O SINAL INTERANUAL E OS DEMAIS SINAIS (CENÁRIO 7) PARA A ESTAÇÃO PLUVIOMÉTRICA PONTE DO VITORINO.

Foram elaborados cenários para as correlações significativas, neste caso apenas os sinais interanuais tiveram correlações significativas. A seguir está a Tabela 17 com a codificação dos cenários com correlação significativa, à esquerda estão os cenários básicos que foram correlacionados com o sinal interanual, a segunda coluna corresponde à numeração dos cenários que incluem o sinal interanual. Desta maneira, é possível comparar os resultados das defasagens do sinal interanual em relação aos demais sinais. Apenas os cenários 13 e 14 possuem os 5 sinais e podem ser comparados com a previsão (cenário 4) do modelo.

TABELA 17 – NUMERAÇÃO DOS CENÁRIOS COM CORRELAÇÃO SIGNIFICATIVA.

Cenários Básicos	Cenários para Comparação	Interanual	
		Máximos	Mínimos
1	2	9	10
6	3	11	12
7	4	13	14
8	5	15	16

São apresentadas a Tabela 18 e a Tabela 19 com as estatísticas descritivas de todos os cenários desta segunda etapa. Os cenários com sobreposição dos sinais com correlação positiva (9, 11, 13 e 15) e os com correlação negativa (10, 12, 14 e 16) apresentados na Tabela 18 e na Tabela 19, respectivamente.

Cenários com correlação positiva (9, 11, 13 e 15):

- Tendem a aumentar ligeiramente a maioria dos parâmetros;
- Em relação às mínimas, em geral, os cenários com correlação positiva tendem a reduzi-las, tanto as mínimas, quanto o 1º quartil, com exceção do Cenário 11, provavelmente pela influência do sinal decadal;
- No caso das máximas, em geral, os cenários com correlação positiva tendem a aumenta-las;
- A variância também aumenta;
- Em todos os cenários o coeficiente de assimetria é positivo.

TABELA 18 – ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DAS VAZÕES DOS CENÁRIOS 9, 10, 11 E 12 EM COMPARAÇÃO AO CENÁRIOS 2 E 3 UTILIZANDO O MODELO ESCOLHIDO.

	Cenário 2	Cenário 9	Cenário 10	Cenário 3	Cenário 11	Cenário 12
	IA, A, IN			IA, A, IN, D		
Mínimo	0,43	0,32	0,45	0,84	0,94	0,87
Máximo	23,34	19,26	26,78	95,46	76,50	72,86
1. quartil	1,80	1,80	1,86	6,08	5,64	6,02
3. quartil	4,90	5,30	4,93	18,62	20,68	17,74
Média	3,81	3,91	3,77	14,17	14,57	13,65
Mediana	2,92	3,12	2,89	11,02	10,80	10,55
Soma	2185,4	1982,3	1913,0	8134,3	7387,6	6918,6
Erro padrão médio	0,12	0,13	0,13	0,49	0,54	0,48
Limite de confiança inferior	3,57	3,65	3,52	13,22	13,50	12,71
Limite de confiança superior	4,05	4,17	4,03	15,13	15,64	14,58
Variância	8,68	8,72	8,53	135,91	150,37	114,83
Desvio Padrão	2,95	2,95	2,92	11,66	12,26	10,72
Coeficiente de Assimetria	2,18	1,65	2,60	2,09	1,71	1,77
Coeficiente de Curtose	7,27	3,70	11,86	6,79	3,96	4,11

TABELA 19 – ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DAS VAZÕES DOS CENÁRIOS 13, 14, 15 E 16 EM COMPARAÇÃO AOS CENÁRIOS 4 E 5 UTILIZANDO O MODELO ESCOLHIDO.

	Cenário 4	Cenário 13	Cenário 14	Cenário 5	Cenário 15	Cenário 16
	IA, A, IN, D, ID			IA, A, IN, ID		
Mínimo	1,36	0,98	1,41	0,51	0,39	0,71
Máximo	85,63	74,86	70,58	35,47	42,15	39,46
1. quartil	7,25	6,84	7,05	3,71	3,73	4,01
3. quartil	18,62	20,38	18,49	10,48	11,03	10,68
Média	14,61	15,20	14,27	8,10	8,50	8,34
Mediana	11,73	12,61	12,30	6,38	6,67	6,72
Soma	7408,6	7708,5	7232,5	4647,1	4307,3	4228,8
Erro padrão médio	0,48	0,51	0,43	0,25	0,29	0,27
Limite de confiança inferior	13,67	14,21	13,41	7,60	7,93	7,81
Limite de confiança superior	15,56	16,20	15,12	8,59	9,06	8,87
Variância	117,47	130,50	95,08	36,62	42,09	37,11
Desvio Padrão	10,84	11,42	9,75	6,05	6,49	6,09
Coefficiente de Assimetria	2,01	1,60	1,53	1,63	1,38	1,74
Coefficiente de Curtose	6,33	3,67	3,31	3,03	1,99	3,78

Cenários com correlação positiva (10, 12, 14 e 16):

- Tendem a diminuir ligeiramente a maioria dos parâmetros, destacando a variância. Mas, a diferença entre os valores é pequena;
- Em todos os cenários o coeficiente de assimetria é positivo.

Os resultados apresentados estão coerentes com os cenários básicos. Os demais gráficos serão apresentados juntos no próximo item, para facilitar a compreensão e análise.

#### 4.3.2.3 Cenários com a sobreposição dos máximos e mínimos de cada decomposição

Para a montagem dos Cenários 17 com os valores máximos e 18 com os valores mínimos, os sinais foram defasados. Na Figura 62 estão apresentados os valores máximos e mínimos para cada sinal. A partir do sinal intra-anual, todos os demais sinais foram realinhados.

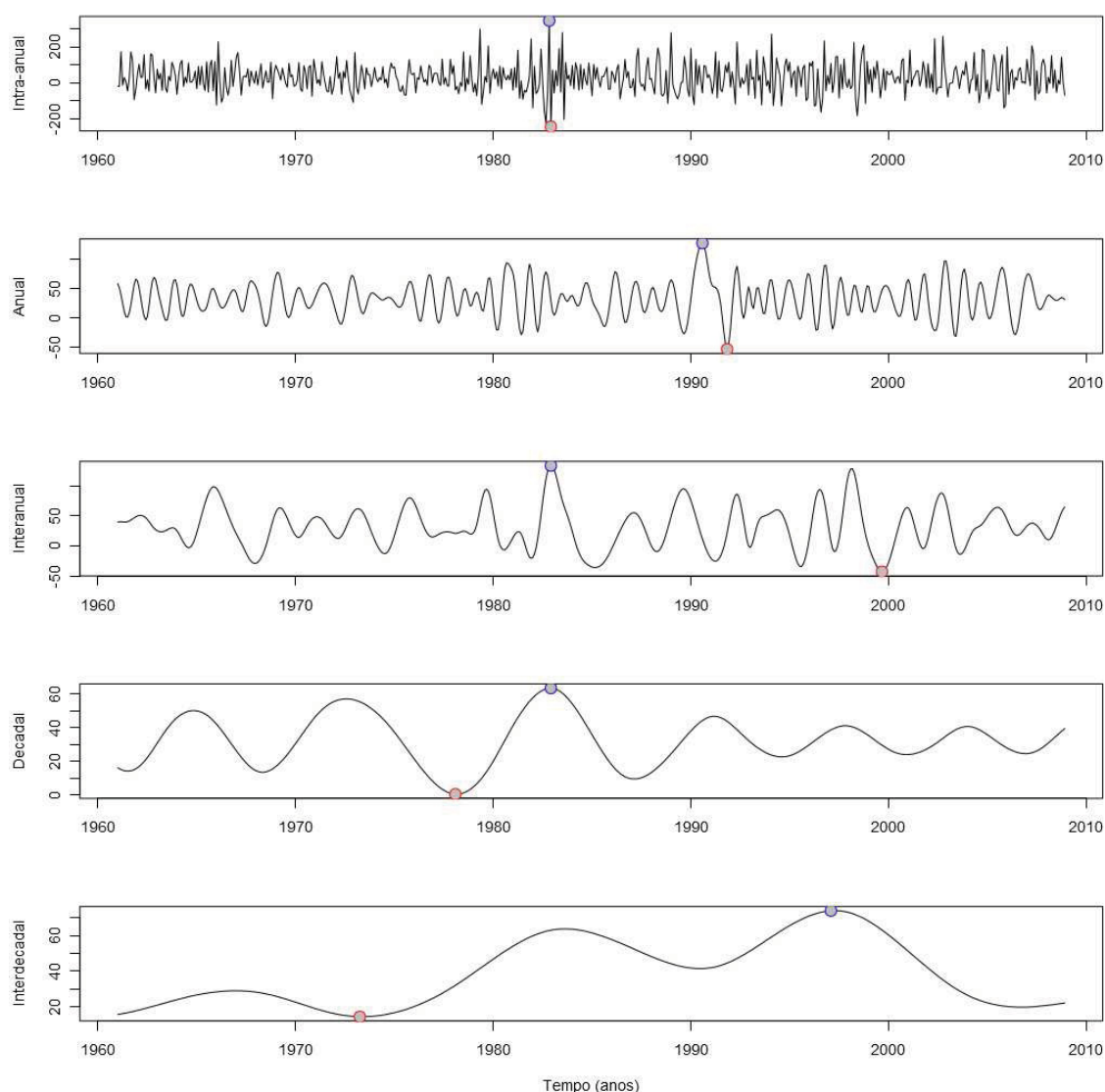


FIGURA 62 – POSIÇÃO DOS MÁXIMOS E MÍNIMOS DE CADA PARCELA DO SINAL DA CHUVA DECOMPOSTA.

As datas dos valores máximos e mínimos estão apresentadas na Tabela 20.

TABELA 20 – DATAS DOS VALORES MÁXIMOS E MÍNIMOS DE CADA PARCELA DECOMPOSTA DO SINAL DE CHUVA

Sinal	Data (Máximos)	Data (Mínimos)
Intra-anual	11/1982	12/1982
Anual	08/1990	11/1991
Interanual	12/1982	09/1999
Decadal	12/1982	02/1978
Interdecadal	02/1997	04/1973

A Figura 63 apresenta o Cenário 17 com os valores máximos de cada sinal realinhados. O Cenário 17 possui 405 meses.

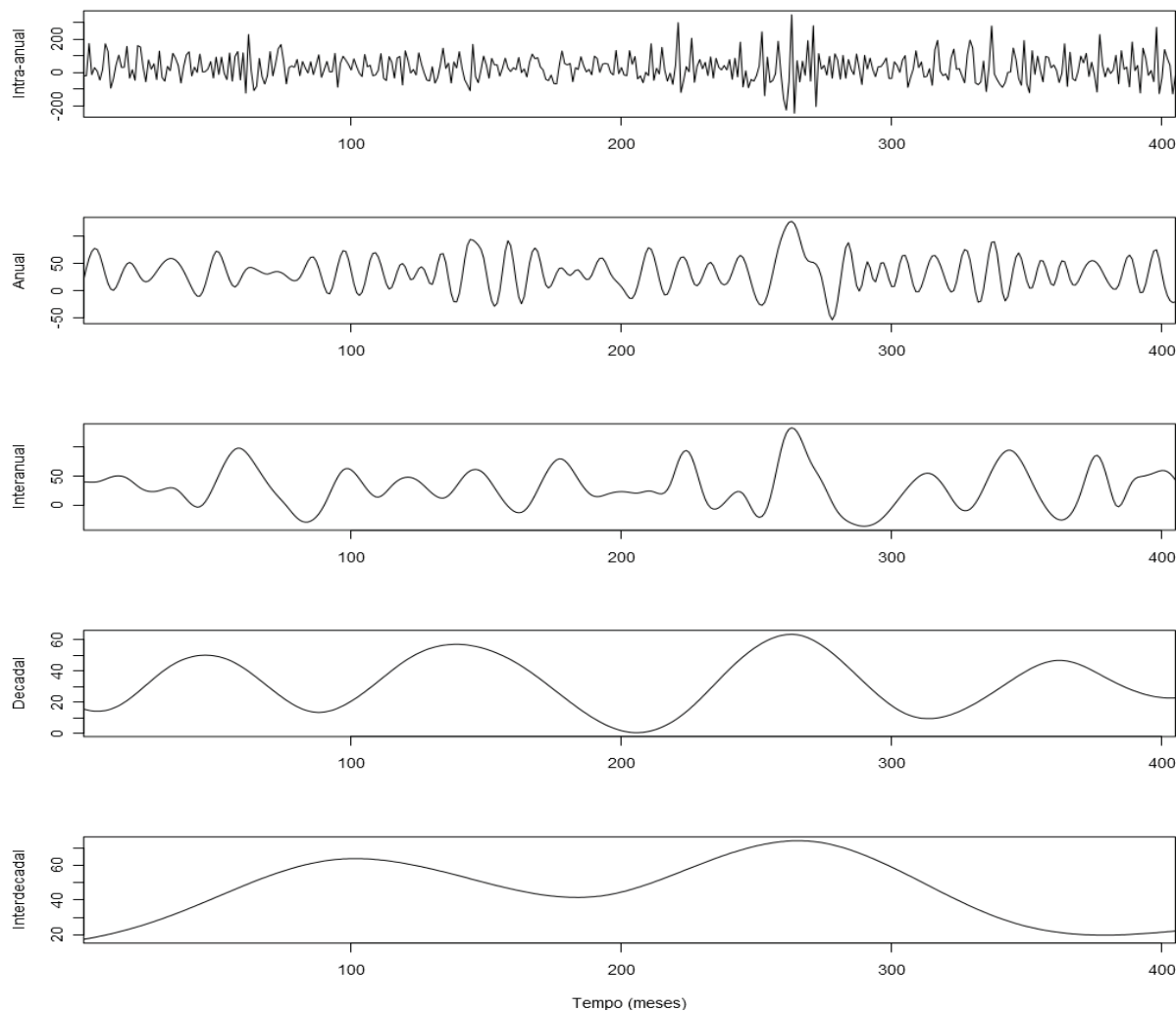


FIGURA 63 – CENÁRIO 17: SINAIS COM OS VALORES MÁXIMOS REALINHADOS.

A Figura 64 apresenta o Cenário 18 com os valores mínimos de cada sinal realinhados, obtendo-se um período de 257 meses.

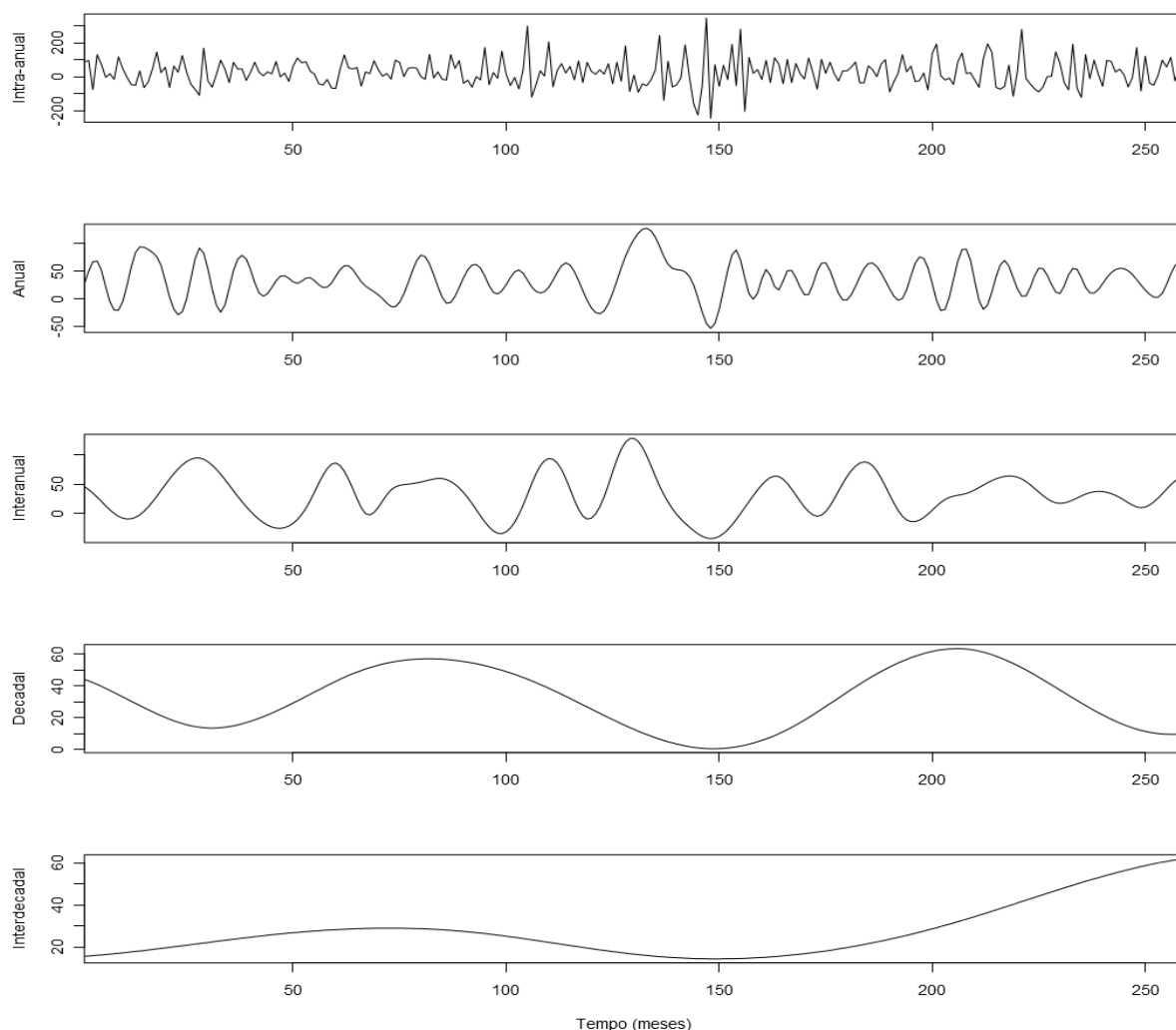


FIGURA 64 – CENÁRIO 18: SINAIS COM OS VALORES MÍNIMOS REALINHADOS.

As estatísticas descritivas são apresentadas na Tabela 21. As estatísticas para o Cenário 4 se alteram em relação ao resultado apresentado na Tabela 15, Tabela 19 e Tabela 22, pois o período utilizado é diferente.

A Tabela 21 mostra que o realinhamento de eventos em escalas temporais distintas, mas que já ocorreram poderiam gerar eventos mais extremos, tanto para cheias, quanto para secas.

No cenário 17, em geral, as estatísticas como 3º quartil, média, mediana, soma, erro médio, limite de confiança inferior e superior, desvio padrão e coeficiente de assimetria estão entre 8% a 15% maiores que o Cenário 4.

Por sua vez, no cenário 18, estas mesmas estatísticas estão entre -4% a -16% menores que o Cenário 4.

TABELA 21 – ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DAS VAZÕES DOS CENÁRIOS 17 E 18 EM COMPARAÇÃO AO DA PREVISÃO UTILIZANDO O MODELO ESCOLHIDO

	Cenário 4	Cenário 17	Cenário 18	Diferenças relativas em relação ao Cenário 4 (%)	
				Cenário 17	Cenário 18
	IA, A, IN, D, ID				
Mínimo	1,36	1,18	0,37	-14%	-73%
Máximo	85,63	108,82	62,33	27%	-27%
1. quartil	6,62	6,65	6,26	0%	-5%
3. quartil	17,97	19,43	16,55	8%	-8%
Média	14,02	15,11	12,75	8%	-9%
Mediana	10,68	12,05	10,20	13%	-4%
Soma	3603,9	3882,5	3276,9	8%	-9%
Erro padrão médio	0,69	0,77	0,58	12%	-16%
Limite de confiança inferior	12,66	13,58	11,61	7%	-8%
Limite de confiança superior	15,39	16,63	13,89	8%	-10%
Variância	123,13	153,86	86,45	25%	-30%
Desvio Padrão	11,10	12,40	9,30	12%	-16%
Coeficiente de Assimetria	2,37	2,73	1,73	15%	-27%
Coeficiente de Curtose	9,16	13,36	4,35	46%	-53%

A Figura 65 apresenta a curva de permanência para os cenários 4, 17 e 18.

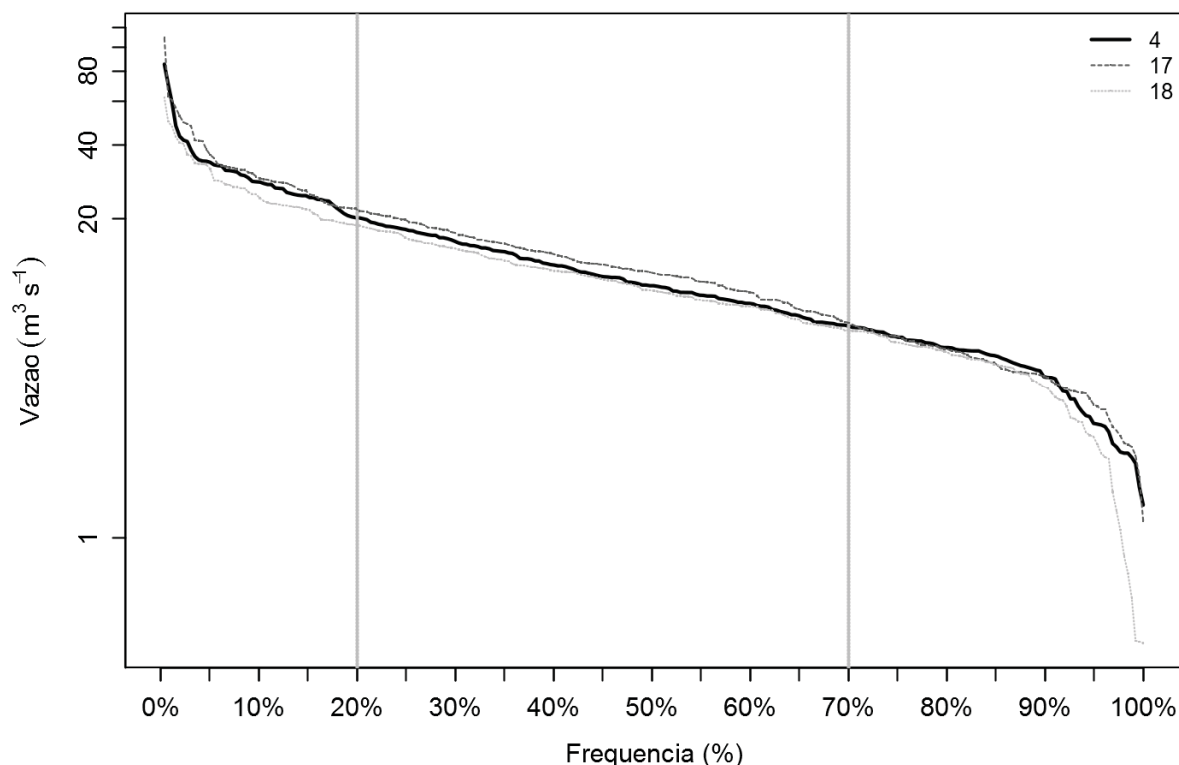


FIGURA 65 – CURVA DE PERMANÊNCIA DOS CENÁRIOS 4, 17 E 18.

Através da curva de permanência pode-se interpretar que entre as permanências de 20% a 85% não há diferenças entre os cenários. As maiores diferenças estão nos valores extremos.

A Figura 66 apresenta o fluviograma mensal para os cenários 4, 17 e 18. A área hachurada em cinza corresponde aos resultados dos cenários 17 e 18, a linha em preto corresponde ao cenário 4. Pode-se verificar que durante os anos os períodos secos não são mais secos que no cenário 4, apenas para o período de sobreposição dos valores mínimos é que existe uma persistência e uma severidade. Para as cheias pode-se identificar vários períodos onde as cheias são superiores às observadas.

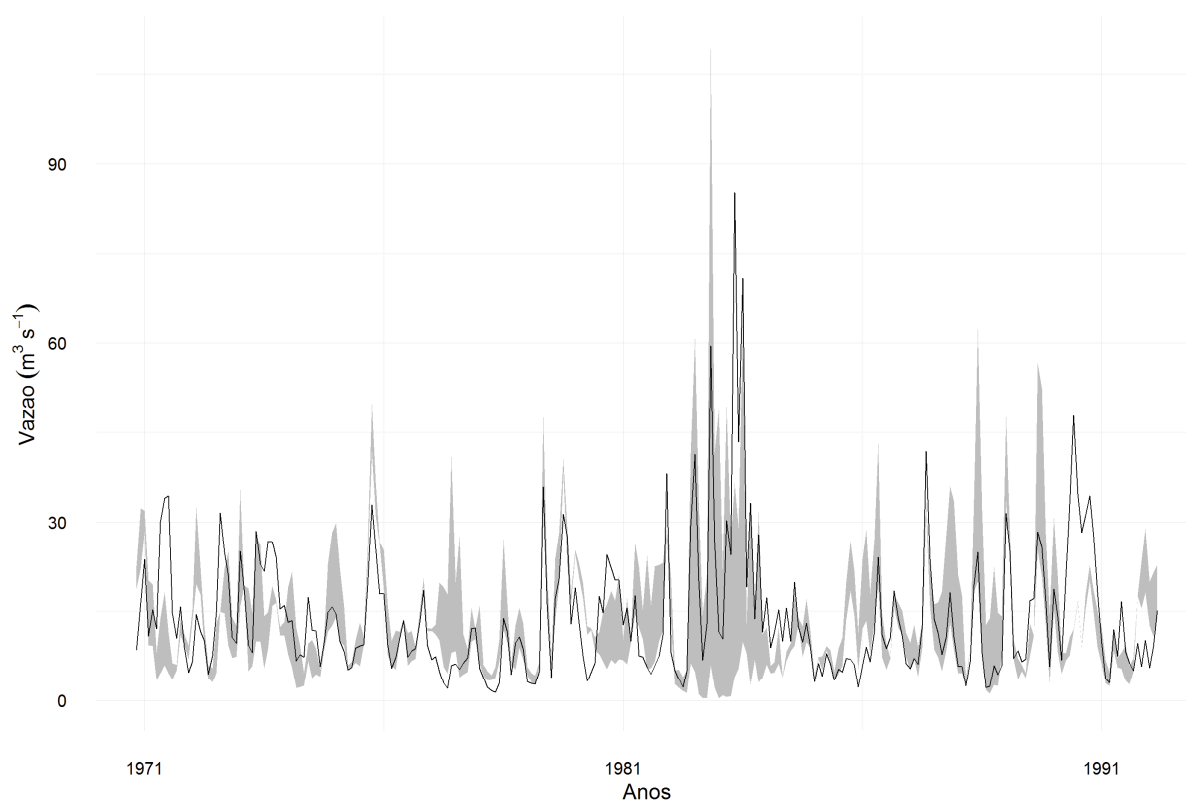


FIGURA 66 – FLUVIOGRAMA PARA OS CENÁRIOS 4, 17 E 18.

#### 4.3.2.4 Análise das Vazões mínimas

Neste item são avaliadas as vazões em relação a caracterização das secas. Neste item também serão relacionados os eventos com os índices climáticos, de forma a relacionar a variabilidade climática com os resultados obtidos.

Diversos estudos tratam da inter-relação entre ENOS e PDO em eventos úmidos e secos, destacando um padrão não estacionário do ENOS e que é modulado pela PDO (Wang *et al.*, 2014). A Figura 28 apresentou alguns índices climáticos que

auxiliam na interpretação dos resultados. Os valores mais altos de ENOS estão relacionados ou a eventos fortes de *PDO* ou *IPO*, enquanto que os valores mais baixos de ENOS estão relacionados fortemente com *IPO*.

Os valores máximos observados na Figura 62 também estão intrinsecamente relacionados com variabilidades climáticas, conforme pode observado ao comparar a Figura 62 com a Figura 28. No período observado, os eventos mais intensos positivos de *PDO* ocorreram entre 1980 a 2000, e negativos ocorreram entre 1960 a 1980.

Pela Figura 62 pode-se verificar que a cheia de 1983 tem os sinais intra-anual, interanual e decadal já alinhados. As cheias mais severas ocorreram em 1983, 1990 e 1998. Estas cheias também apresentam a sobreposição destes sinais.

Em relação às secas verifica-se que não ocorreu a sobreposição dos eventos mais severos, segundo o histórico as menores vazões observadas foram em 1959, 1968, 1978, 1985, 1989, 1999 e 2006. As maiores secas, considerando duração, severidade (déficit acumulado) e intensidade (déficit acumulado dividido pela duração), foram nos seguintes períodos 12/1967-04/1969, 01/1978-04/1979, 01/1985-04/1986, 07/1999-07/2000 e 12/2005-04/2007. Portanto, os cenários tendem a demonstrar resultados muito mais expressivos para as secas.

Na Tabela 22 apresentam-se as estatísticas descritivas para o período comum dos cenários 4, 13, 14, 17 e 18 e a diferença percentual dos cenários 13, 14, 17 e 18 em relação ao cenário 4.

Pode-se observar que todas as vazões mínimas são inferiores ao valor obtido pelo modelo calibrado.

No cenário 13 que considera a correlação positiva, haveria uma sobreposição de valores, tanto dos altos, quanto dos baixos, por isso a amplitude, a variância e o desvio padrão estão maiores, também estão um pouco maiores: valor máximo, 3º quartil, média, mediana, a somatório dos valores, o erro médio e os limites de confiança, a diminuição da mínima e do 1º quartil.

O cenário 14 como corresponde à correlação negativa, os valores tendem a se anularem, por isso uma tendência ao achatamento da série observada pela redução da variância, desvio padrão e erro médio, os resultados obtidos demonstram que as mínimas diminuem em 22%, as máximas em 29%, enquanto que outros valores praticamente não se alteram como: média, soma dos valores e os limites de confiança.

O cenário 17 corresponde a sobreposição de todos os valores máximos de cada sinal decomposto, mesmo neste caso o realinhamento dos sinais proporciona

um mínimo absoluto 27% inferior ao do cenário 4, as demais estatísticas: 1º e 3º quartis, média, mediana, soma dos valores, erro médio, limites de confiança, variância e desvio padrão são superiores aos valores simulados no cenário 4.

O cenário 18 corresponde ao realinhamento definido através da posição dos menores valores mínimos de cada sinal decomposto, neste caso extremo, a vazão mínima chega a ser 91% inferior ao do cenário 4, o valor máximo obtido é 34% menor e está próximo ao valor do cenário 14, apesar dos valores extremos estarem bem alterados, não há muita alteração na média, mediana, nos quartis.

TABELA 22 – ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DAS VAZÕES DOS CENÁRIOS EM COMPARAÇÃO AO DA SIMULAÇÃO UTILIZANDO O MODELO ESCOLHIDO.

	Cenários					Diferença relativa			
	4	13	14	17	18	13	14	17	18
Mínimo	1,61	1,49	1,25	1,18	0,15	-7%	-22%	-27%	-91%
Máximo	86,44	91,10	61,08	93,59	57,21	5%	-29%	8%	-34%
1. quartil	7,13	5,81	7,47	7,17	6,82	-18%	5%	1%	-4%
3. quartil	18,03	20,21	18,40	20,45	18,43	12%	2%	13%	2%
Média	14,34	14,99	14,17	15,54	13,58	5%	-1%	8%	-5%
Mediana	10,77	11,60	12,03	12,27	11,35	8%	12%	14%	5%
Soma	3686	3852	3641	3995	3490	5%	-1%	8%	-5%
Erro padrão médio	0,70	0,77	0,61	0,74	0,60	10%	-13%	6%	-15%
Limite de confiança inferior	12,97	13,48	12,97	14,08	12,41	4%	0%	9%	-4%
Limite de confiança superior	15,72	16,50	15,36	17,01	14,76	5%	-2%	8%	-6%
Variância	125,62	152,02	94,64	142,19	91,38	21%	-25%	13%	-27%
Desvio Padrão	11,21	12,33	9,73	11,92	9,56	10%	-13%	6%	-15%
Coeficiente de Assimetria	2,50	1,76	1,46	2,12	1,43	-30%	-42%	-15%	-43%
Coeficiente de Curtose	10,18	5,25	2,77	7,64	2,59	-48%	-73%	-25%	-75%

A Figura 67 mostra as séries históricas para o período comum avaliado e a Figura 68 apresenta a curva de permanência mensal dos cenários.

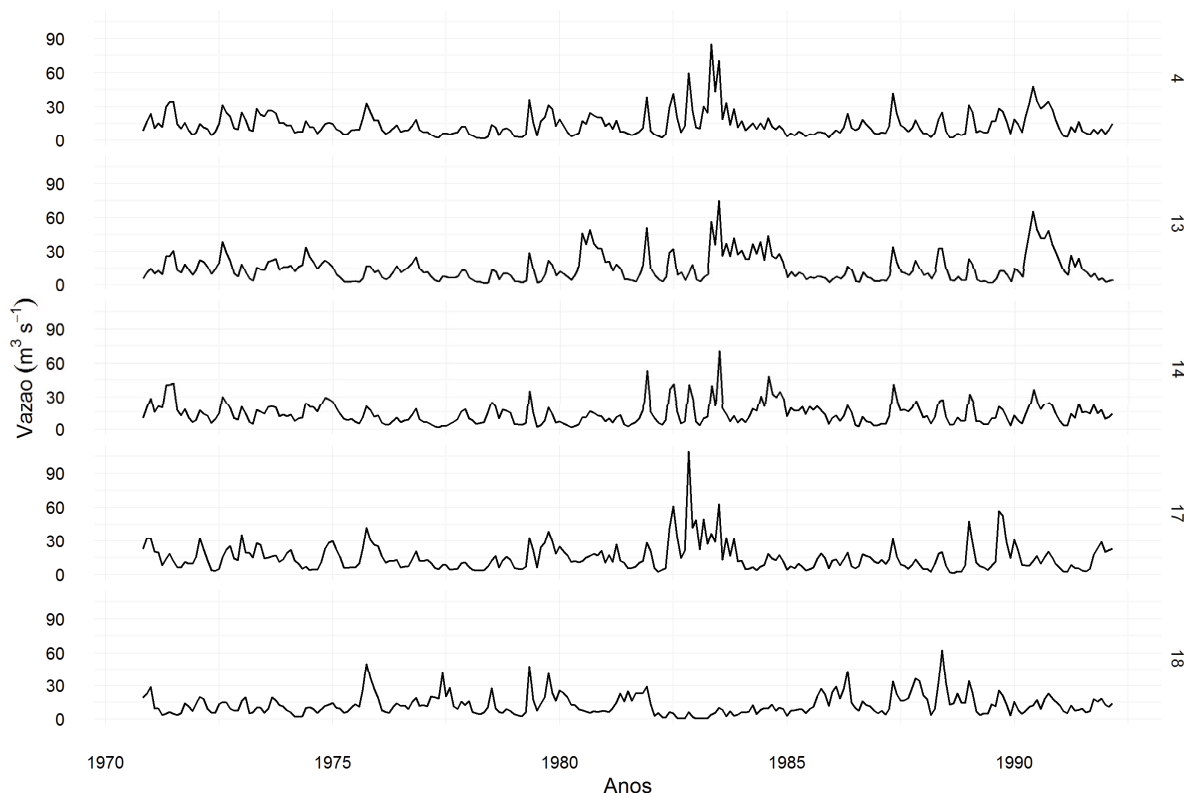


FIGURA 67 – SÉRIES HISTÓRICAS DOS CENÁRIOS 4, 13, 14, 17 E 18.

Considerando que o realinhamento foi a partir do máximo e mínimo observado no sinal intra-anual, as maiores cheias ou estiagens ocorreram neste período, é possível perceber na Figura 67 que a correlação positiva (Cenário 13) tende a aumentar os períodos úmidos, o Cenário 14 por sua vez reduz os picos das cheias e diminui o período seguinte de vazões altas, o Cenário 17 amplifica a cheia de 1983 e de modo geral aumenta os demais eventos de cheia, o Cenário 18 anula a cheia.

Na Figura 68, pode-se complementar a interpretação do que ocorre com as vazões entre os cenários 4, 13, 14, 17 e 18. De forma geral, percebe-se que os quatro cenários avaliados não alteram de forma significativa as vazões entre 20% e 70% da curva de permanência. Mesmo para as vazões mais altas, apenas o Cenário 17 aumenta em 10% a maior vazão do Cenário 4. O Cenário 13 reduz as vazões no trecho inferior da curva de permanência, mas não reduz a vazão mínima. O Cenário 18 reduz significativamente as vazões mínimas no trecho inferior a 95% da curva de permanência.

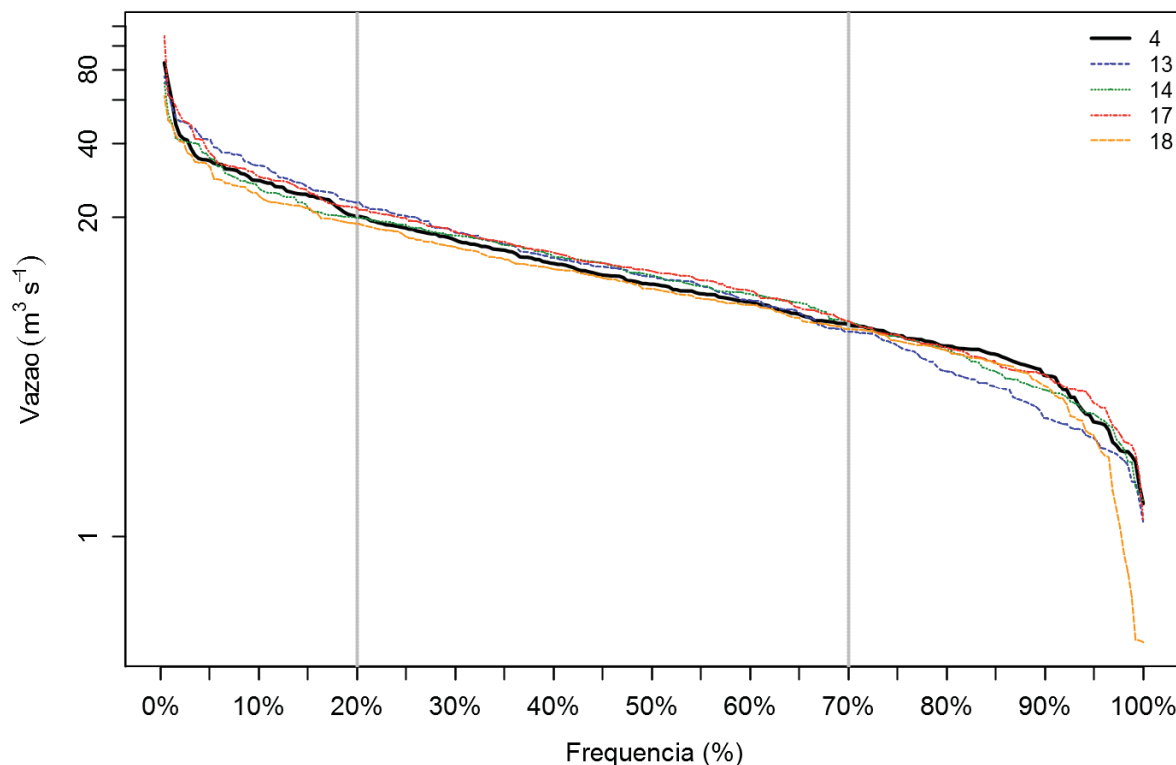


FIGURA 68 –CURVA DE PERMANÊNCIA MENSAL DOS CENÁRIOS 4, 13, 14, 17 E 18.

Para auxiliar na avaliação dos resultados são apresentadas as vazões específicas ( $Ls^{-1}km^{-2}$ ) na Tabela 23 e o percentual da diferença relativa entre os cenários 2 a 5 e o cenário 1 na Tabela 24.

TABELA 23 – VAZÕES ESPECÍFICAS ( $LS^{-1}KM^2$ ) DOS CENÁRIO 4, 13, 14, 17 E 18 EM RELAÇÃO AO TRECHO INFERIOR DA CURVA DE PERMANÊNCIA

Cenários	q <sub>70%</sub>	q <sub>75%</sub>	q <sub>80%</sub>	q <sub>85%</sub>	q <sub>90%</sub>	q <sub>95%</sub>	q <sub>100%</sub>
4	14,1	13,1	11,7	10,2	9,1	6,1	3,0
13	12,5	10,7	8,8	7,5	6,2	4,8	2,7
14	15,0	13,7	11,1	9,3	7,6	6,1	2,3
17	14,3	13,2	11,7	9,9	8,8	7,1	2,2
18	14,2	12,5	11,6	9,7	8,2	4,5	0,3

TABELA 24 – PERCENTUAL DA DIFERENÇA RELATIVA ENTRE OS CENÁRIOS 13, 14, 17 E 18 E CENÁRIO 4 EM RELAÇÃO AO TRECHO INFERIOR DA CURVA DE PERMANÊNCIA

Cenários	Q <sub>70%</sub>	Q <sub>75%</sub>	Q <sub>80%</sub>	Q <sub>85%</sub>	Q <sub>90%</sub>	Q <sub>95%</sub>	Q <sub>100%</sub>
13	11%	18%	25%	26%	31%	22%	7%
14	-7%	-5%	5%	9%	16%	-1%	22%
17	-2%	-1%	0%	3%	3%	-16%	27%
18	-1%	4%	1%	5%	10%	26%	91%

Com exceção do Cenário 13 que possui todo o trecho inferior da curva com vazões inferiores ao Cenário 4, os demais cenários têm uma diferença menor que

10% em relação ao cenário 4 até a permanência de 85%. Todos os cenários demonstram redução da menor vazão observada, mas em relação à vazão com 95% de permanência, apenas os cenários 13 e 18 apresentam redução dos valores. No cenário 18 com a seca mais severa, a vazão com 95% de permanência reduz em 26%.

Apresenta-se na Figura 69 a análise de frequência das menores vazões mensais para cada ano e pode-se verificar que as secas têm comportamento semelhante para os cenários 4, 13, 14 e 17. O cenário 2 tem uma redução média de 20% em relação ao Cenário 4, o Cenário 14 tem uma redução média de 15%, o Cenário 17 tem um acréscimo de 16% em média e o Cenário 18 uma redução média de 6%, mas a seca com mais de 10 anos de recorrência a redução chega a mais de 85%.

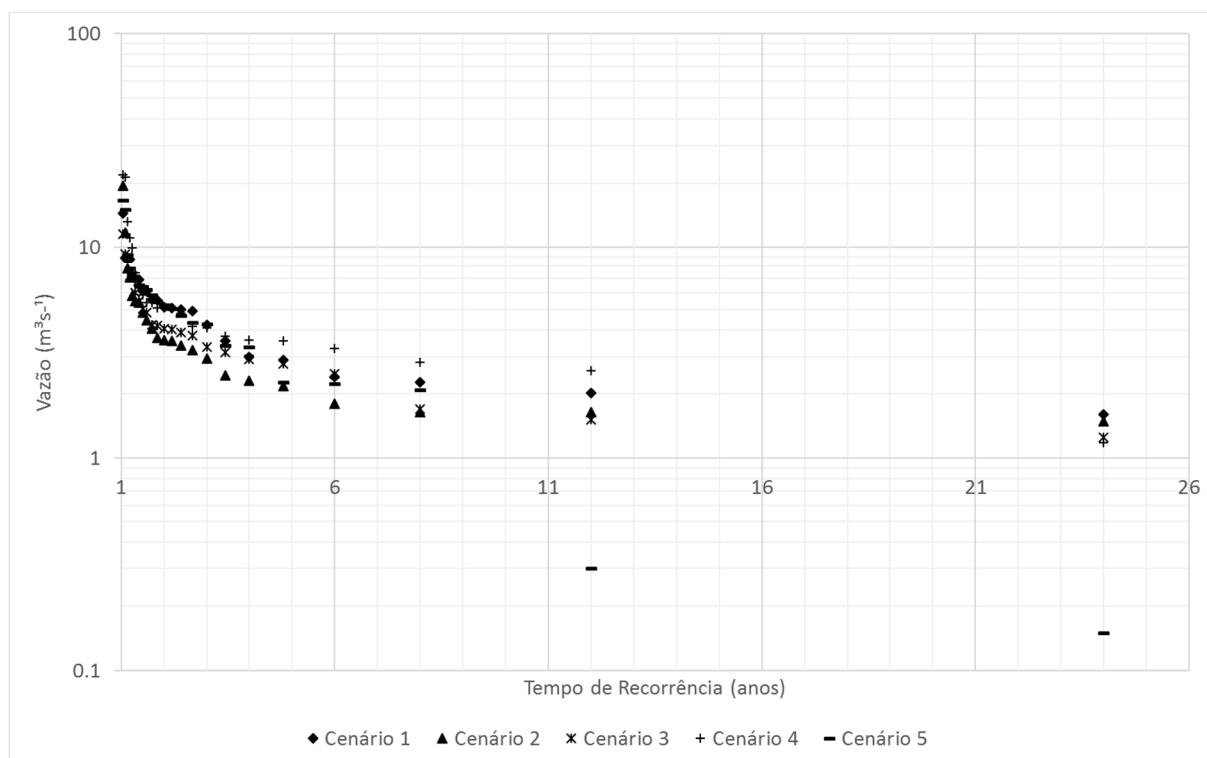


FIGURA 69 – TEMPO DE RECORRÊNCIA DAS VAZÕES DE ESTIAGENS.

Nas Tabela 25, Tabela 26 e Tabela 27 estão apresentadas as características dos períodos secos com sua duração, severidade (déficit acumulado em relação à vazão com 70% de permanência) e intensidade (severidade em função da duração). A Tabela 25 mostra a média de todos os déficits, enquanto que a Tabela 26 mostra apenas os déficits com mais de 6 meses de duração e a Tabela 27 apresenta os maiores eventos para cada cenário.

TABELA 25 – MÉDIA DA DURAÇÃO, SEVERIDADE E INTENSIDADE DAS SECAS PARA OS CENÁRIOS 4, 13, 14, 17 E 18

Cenários	Duração (mês)	Severidade (m <sup>3</sup> )	Intensidade (m <sup>3</sup> /mês)
4	4,8	7,2	1,5
13	4,9	9,3	1,8
14	4,3	8,9	1,8
17	5,4	9,4	1,7
18	6,3	10,8	1,6

Pode-se compreender ao observar a Tabela 25 que em média, os déficits apresentam características semelhantes, não modificam significativamente entre os cenários. Com exceção do Cenário 14 que possui um média de duração 10% inferior ao Cenário 4, o demais cenário tem durações superiores. Há um aumento da severidade, em torno de 30% para os Cenários 13, 14 e 17, enquanto que o Cenário 18 é de 50% a mais. A intensidade média também varia em torno de 25% a mais para os Cenário 13, 14 e 17, e de menos de 10% para o Cenário 18.

Na Tabela 26, ao observar secas com durações maiores que 6 meses, temos que as durações reduzem, que a severidade diminui para os Cenários 13 e 17 que são com mais chuvas, e aumentam para os Cenários 14 e 18. Para o Cenário 17, a severidade reduz em mais que 25% e para o Cenário 18 a severidade aumenta em mais de 30%. As intensidades aumentam em todos os cenários.

TABELA 26 – MÉDIA DA DURAÇÃO, SEVERIDADE E INTENSIDADE DAS SECAS PARA OS CENÁRIOS 4, 13, 14, 17 E 18 DOS EVENTOS COM MAIS DE 6 MESES DE DURAÇÃO

Cenários	Duração (mês)	Severidade (m <sup>3</sup> )	Intensidade (m <sup>3</sup> /mês)
4	18,3	23,8	1,2
13	11,8	21,5	2,0
14	11,4	25,8	2,3
17	9,5	17,5	1,9
18	17,4	31,8	1,9

A Tabela 27 apresenta os valores máximos de cada uma das características. A maior duração diminui nos cenários 13, 14 e 17, mas aumenta em 62% no Cenário 18. A severidade diminui nos Cenário 13 e 17 e aumenta nos Cenários 14 e 18, no Cenário 18 a severidade aumenta em 157%. A intensidade aumenta em todos os cenários, variando de 24% (Cenário 18) a 105% (Cenário 17).

TABELA 27 – MÁXIMO DA DURAÇÃO, SEVERIDADE E INTENSIDADE DAS SECAS PARA OS CENÁRIOS 4, 13, 14, 17 E 18

Cenários	Duração (mês)	Severidade (m <sup>3</sup> )	Intensidade (m <sup>3</sup> /mês)
4	29,0	32,7	1,7
13	23,0	26,9	2,7
14	17,0	36,1	3,3
17	20,0	30,1	3,5
18	47,0	84,0	2,1

## 5 CONCLUSÃO E RECOMENDAÇÕES

Em função da complexidade em relacionar a variabilidade climática diretamente com as vazões, a hipótese da tese foi identificar a variabilidade climática e sua influência sobre os dados de precipitação e temperatura. Foi possível avaliar e relacionar as séries não estacionárias com a variabilidade climática. Ao utilizar o modelo de transformação chuva-vazão, foi possível obter e quantificar a influência nas vazões. Considera-se que o objetivo principal de integrar métodos existentes propondo um método acoplado capaz de avaliar vazões mensais e outras características de severidade de estiagens foi alcançado. A seguir são abordados os objetivos específicos, as principais conclusões e as recomendações.

A primeira etapa da tese buscou caracterizar regiões com variabilidade de chuva através do *SPI* e de outras variáveis relacionadas com a chuva, tais como número de dias com chuva por mês, número de dias sem chuva por mês, sequência de dias com chuvas por mês, sequência de dias sem chuva por mês, máxima precipitação diária por mês, precipitação total por ano. Para o *SPI* foi aplicada a análise fatorial para identificar regiões com mesmas variações. Com estas informações foi possível identificar padrões de comportamento, muitos deles já conhecidos, mas que caracterizam o comportamento da chuva no Estado do Paraná.

A região de divisa entre os Estados do Paraná e de São Paulo tem totais precipitados anuais que podem chegar a 50% do valor quando comparadas à região entre os Estados de Paraná e Santa Catarina. Além da precipitação total ser menor, a sequência de dias secas é superior no norte do Estado do Paraná em relação ao sul, portanto, existe um período seco e úmido mais definido ao norte, enquanto no sul há uma distribuição de chuvas mais homogênea ao longo do ano. Entre as cidades de Guarapuava/PR, Caçador/SC e Curitiba/PR há uma região que chove anualmente na média de 2.000 mm, mas possui sequência de dias secas que podem chegar a mais de 90 dias.

Em relação ao *SPI* foi possível avaliar as distribuições com melhor ajuste sobre as precipitações mensais, e validar a indicação de utilizar a distribuição Gama. Ao analisar as estações pluviométricas, a distribuição que obteve melhor ajuste foi a Bernoulli-Weibull. Enquanto que ao utilizar os pontos de grade que representam chuvas regionais, a distribuição com melhor ajuste foi a Gama.

Com a aplicação do *SPI* para o Estado do Paraná foi possível avaliar a persistência, a intensidade e a periodicidades dos eventos secos e úmidos. A análise visual dos gráficos permitiu identificar que os eventos mais extremos, tanto de cheias quanto de estiagens, ocorreram após um período prolongado úmido ou seco, respectivamente. Verifica-se também que em algumas regiões estão intercaladas as cheias severas com as secas severas, e que ocorreram maiores quantidades de eventos secos antes de 1980.

Para o *SPI* com 3 meses de duração foi aplicada a análise fatorial e o Estado do Paraná foi classificado com 3 modos principais de regiões com mesmo comportamento em relação às variações.

O segundo objetivo específico foi identificar a existência de conexões entre as chuvas e padrões climáticos globais. Através da revisão bibliográfica foi possível identificar que as principais variabilidades climáticas na região são as relacionadas com ENOS e *PDO*.

Através da aplicação da transformada em ondaletas (TO), da transformada cruzada em ondaletas (TCO) e do modo de decomposição empírica dos sinais foi possível verificar que a região selecionada para estudo de caso realmente apresentava estas conexões.

Tanto a TO, quanto a TCO foram utilizadas através de uma análise gráfica. Para a decomposição de sinais foi realizada uma análise mais detalhada dos sinais decompostos.

A união destas três análises possibilitou a identificação da sobreposição de ciclos de diferentes frequências e a associação com eventos extremos, principalmente relacionados com cheias. Também foi possível relacionar com períodos mais prolongados de seca, demonstrando que o período mais seco, antes de 1980, está relacionado com uma variação climática interdecadal que pode ser identificada no índice climático da Oscilação Decadal do Pacífico (*PDO*).

A decomposição de sinais, através do método do Conjunto completo do modo de decomposição empírica com ruído adaptativo (*CEEMDAN*), se mostrou eficaz na separação dos sinais nas frequências intra-anual, anual, interanual, decadal e interdecadal e através da correlação entre os sinais pode-se identificar comportamentos semelhantes entre a variação da chuva e a variação dos índices climáticos relacionados com El Niño Oscilação Sul (ENOS), Oscilação Decadal do Pacífico (*PDO*) e Oscilação Interdecadal do Pacífico (*IPO*).

O quarto objetivo específico foi obter um modelo de transformação chuva-vazão na escala mensal, na qual incorpora-se as variabilidades climáticas, aplicado apenas para o local selecionado. O método escolhido para o modelo de transformação chuva-vazão foi uma RNA-MLP que conforme a revisão bibliográfica diversos autores obtiveram bons resultados. A expectativa inicial era definir um modelo que tivesse um desempenho melhor para as vazões mínimas, mas obteve-se os melhores índices de eficiência para quase todos os índices avaliados.

Através da correlação cruzada dos dados de chuva, pode-se concluir que na região estudada, o sinal interanual é o que possui maior correlação com os demais sinais.

Com o método acoplado com a decomposição de sinais e a RNA obteve-se bons resultados, tanto para vazões mínimas, médias e máximas. As estatísticas descritivas demonstram valores muito próximos entre as vazões observadas e calculadas. Pode-se demonstrar que o logaritmo das vazões possui uma distribuição normal, avaliada pelo teste de Shapiro-Wilk. Pode aplicar os testes t-Student e F, verificando a hipótese nula de que a média e a variância podem ser consideradas iguais entre o modelo calibrado e dados observados.

O quinto objetivo específico foi gerar cenários modificando os sinais decompostos e utilizar o modelo treinado para avaliar as consequências no comportamento das vazões.

Os cenários avaliados demonstraram amplitudes de comportamentos distintos que uma mesma bacia hidrográfica pode ter. Esta amplitude está baseada numa sobreposição de efeitos, tanto para chuvas mais fortes, quanto para ausência de chuvas. Os realinhamentos de todos os sinais observados indicam máximos e mínimos, extremos possíveis, mas pouco prováveis. Apesar de que a enchente ocorrida em 1983 demonstra claramente a sobreposição destas variações climáticas.

Os resultados demonstram que existe ainda uma grande possibilidade de ocorrerem estiagens mais severas, principalmente quando comparadas à sobreposição de efeitos e seus resultados sobre as cheias. Pelos cenários avaliados, o comportamento médio se mantém semelhante, mas há um aumento dos eventos mais severos, as vazões com permanência superior a 95% podem ser as mais afetadas, as secas com recorrência superior a 10 anos e secas com mais de 6 meses de duração tendem a ser mais severas e intensas.

Portanto, considerando que a hipótese da tese é de que a variabilidade climática se constitui como premissa necessária para a análise e caracterização das vazões mínimas e da severidade das secas extremas, destacam-se as seguintes conclusões que validam a hipótese avaliada:

- Por meio da decomposição dos sinais e da análise dos cenários básicos foi possível avaliar de maneira indireta cada variabilidade climática e sua influência sobre as vazões;
- No período observado ainda não ocorreram sobreposição dos sinais mínimos da mesma forma que dos máximos, mas é possível identificar que as secas mais severas ocorreram na sobreposição dos sinais com múltiplas escalas temporais;
- Pela correlação cruzada entre o sinal interanual (ENOS) com os cenários 6 (*PDO*), 7 (*PDO* e *IPO*) e 8 (*IPO*) foi possível avaliar como seria a alteração da vazão com a sobreposição dos efeitos;
- Os cenários de sobreposição de máximos e mínimos, mostram que considerando os valores observados, ainda é possível termos secas muito mais severas do que as observadas;
- Verifica-se a importância de longas séries temporais para identificação de períodos secos e úmidos e a sua variabilidade climática.

Como recomendação para estudos futuros, identificou-se a necessidade: i) da análise condicionada entre os índices climáticos, as chuvas, temperaturas e suas consequência nas vazões, ii) da elaboração de mais cenários relacionando outras possibilidades de sobreposições e as suas relações com a variabilidade climática, iii) estender o método para outras regiões para identificar outras variabilidades climáticas importantes, iv) aplicar métodos para transformar a série histórica não estacionária em estacionária e realiza a análise das vazões mínimas, conforme item 4.3.2.4 observando as diferenças, v) calcular as precipitações médias nas grades utilizando diferentes técnicas para avaliar se a distribuição espacial não homogênea nas estações pluviométricas poderiam influenciar nos resultados, vi) gerar séries estocásticas para a previsão dos modos de variações para a Gestão de Riscos (secas e cheias) em Recursos Hídricos, vii) aplicar o método de decomposição dos sinais para a série histórica das vazões de forma a avaliar se o modelo permite capturar e representar os ciclos de oscilação.

## REFERÊNCIAS

ANTICO, A.; SCHLOTTHAUER, G.; TORRES, M. E. Analysis of hydroclimatic variability and trends using a novel empirical mode decomposition: Application to the Paraná River Basin. **Journal of Geophysical Research Atmospheres**, v. 119, n. 3, p. 1218–1233, 2014.

ASCE. Artificial neural Network in Hydrology. I: Preliminary Concepts. **Journal of hydrologic Engineering**, v. 5, n. 2, p. 115–123, 2000a.

\_\_\_\_\_. Artificial Neural Networks in Hydrology II: Hydrologic Applications. **Journal Of hydrologic engineering**, v. 3, n. April, p. 124–137, 2000b.

BAED, A. P. M. *et al.* The Climate System: an Overview. *In*: HOUGHTON, J. T. *et al.* (Eds.). . **Climate Change: The Scientific Basis**. CAMBRIDGE ed. Cambridge: [s.n.]. p. 14.

BARBOSA, A. C. B.; BLITZKOW, D. **Ondaletas : Histórico e Aplicação**. São Paulo: [s.n.].

BATES, B. C. *et al.* **Climate change and water: Technical Paper of the Intergovernmental Panel on Climate Change** Geneva, Switzerland, SwitzerlandIPCC, , 2008.

BAYARJARGAL, Y. *et al.* A comparative study of NOAA–AVHRR derived drought indices using change vector analysis. **Remote Sensing of Environment**, v. 105, n. 1, p. 9–22, 15 nov. 2006.

BERGMEIR, C.; BENITEZ, J. M. Neural Networks in R Using the Stuttgart Neural Network Simulator: RSNNS. **Journal of Statistical Software**, v. 46, n. 7, p. 1–26, 2012.

BERMAN, A. L. *et al.* Oceanic influence on southernmost South American precipitation. **Atmosfera**, v. 25, n. 3, p. 217–233, 2012.

BHUIYAN, C.; SINGH, R. P.; KOGAN, F. N. Monitoring drought dynamics in the Aravalli region (India) using different indices based on ground and remote sensing data. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 8, n. 4, p. 289–302, dez. 2006.

BLAIN, G. C.; KAYANO, M. T. 118 ANOS DE DADOS MENSIS DO ÍNDICE PADRONIZADO DE PRECIPITAÇÃO : SÉRIE METEOROLÓGICA DE CAMPINAS , ESTADO DE SÃO PAULO. p. 287–294, 2011.

BOWMAN, D. C.; LEES, J. M. The Hilbert-Huang Transform: A High

Resolution Spectral Method for Nonlinear and Nonstationary Time Series. **Seismological Research Letters**, v. 84, n. 6, p. 1074–1080, 2013.

BRASIL. **Lei Federal nº 9.433, de 8 de janeiro de 1997.**, 1997.

BUFFON, E. A. M.; BINDA, A. L. Eventos de estiagem no município de Abelardo Luz-SC no período de 1960 a 1999. **Revista De Geografia**, v. 30, n. 2, p. 32–50, 2013.

CARDON, A.; MÜLLER, D. N. **Introdução Às Redes Neurais Artificiais.** [s.l.: s.n.].

CHAIR, P. B. **Standardized Precipitation Index User Guide.** Geneva, Suíça: [s.n.].

DELIGNETTE-MULLER, M. L.; DUTANG, C. fitdistrplus : An R Package for Fitting Distributions. **Journal of Statistical Software**, v. 64, n. 4, p. 1–34, 2015.

DRACUP, J. A.; LEE, K. S.; JR., E. G. P. On the definition of droughts. **Water Resources Research**, v. 16, n. 2, p. 297–302, 1980.

ESQUIVEL, R. D. M. **Análise Espectral Singular: Modelagem de séries temporais através de estudos comparativos usando diferentes estratégias de previsão.** [s.l.] SENAI, 2012.

FARGE, M. Wavelet transforms and their applications to Turbulence. **Annual Review of Fluid Mechanics**, v. 24, p. 395–457, 1992.

FERNANDES, D. S. *et al.* **Índices para Quantificação da Seca.** Santo Antônio de Goiás: [s.n.]. Disponível em: <[http://www.simego.sectec.go.gov.br/downloads/publicacoes/artigos/doc\\_244.pdf](http://www.simego.sectec.go.gov.br/downloads/publicacoes/artigos/doc_244.pdf)>.

FIGUEIREDO FILHO, D. B.; SILVA JÚNIOR, J. A. DA. Visão além do alcance: uma introdução à análise fatorial. **Opinião Pública**, v. 16, n. 1, p. 160–185, jun. 2010.

FLANDRIN, P.; RILLING, G.; GONCALVES, P. Empirical Mode Decomposition as a Filter Bank. **IEEE Signal Processing Letters**, v. 11, n. 2, p. 112–114, 2004.

GARCIA, S. R.; KAYANO, M. T. **SOUTH AMERICAN MONSOON DURING THE TWO PHASES OF THE PACIFIC DECADAL** (INPE, Ed.)8 ICSHMO. **Anais...**Foz do Iguaçu: 2006

GE, Z. Significance tests for the wavelet power and the wavelet power spectrum. **Annales Geophysicae**, v. 25, n. 11, p. 2259–2269, 2007.

GILL, M. K. *et al.* Effect of missing data on performance of learning algorithms for hydrologic predictions: Implications to an imputation technique. **Water Resources**

**Research**, v. 43, n. 7, p. 1–12, 2007.

GOES. **ENOS**. Disponível em: <[http://www.goes-r.gov/users/comet/tropical/textbook\\_2nd\\_edition/print\\_4.htm](http://www.goes-r.gov/users/comet/tropical/textbook_2nd_edition/print_4.htm)>. Acesso em: 29 fev. 2016.

GRIMM, A. M. The El Niño impact on the summer monsoon in Brazil: regional processes versus remote influences. **Journal of Climate**, n. 1987, 2003.

\_\_\_\_\_. How do La Niña events disturb the summer monsoon system in Brazil? **Climate Dynamics**, v. 22, n. 2–3, p. 123–138, 1 mar. 2004.

\_\_\_\_\_. Interannual climate variability in South America: impacts on seasonal precipitation, extreme events, and possible effects of climate change. **Stochastic Environmental Research and Risk Assessment**, v. 25, n. 4, p. 537–554, 14 jul. 2010.

\_\_\_\_\_. Interannual climate variability in South America: impacts on seasonal precipitation, extreme events, and possible effects of climate change. **Stochastic Environmental Research and Risk Assessment**, v. 25, p. 537–554, 2011.

GRIMM, A. M.; BARROS, V. R.; DOYLE, M. E. Climate Variability in Southern South America Associated with El Niño and La Niña Events. **Journal of Climate**, v. 13, p. 35–58, 2000.

GRIMM, A. M.; BARROS, V. R.; DOYLE, M. E. Precipitation Anomalies in Southern Brazil Associated with El Niño and La Niña Events From composites of rainfall anomalies during several. **Journal of Climate**, v. 13, 2000.

GRIMM, A. M.; FERRAZ, S. E. T.; GOMES, J. Precipitation Anomalies in Southern Brazil Associated with El Niño and La Niña Events. **Journal of Climate**, v. 11, p. 2863–2880, 1998.

GRIMM, A. M.; PAL, J. S.; GIORGI, F. Connection between Spring Conditions and Peak Summer Monsoon Rainfall in South America: Role of Soil Moisture, Surface Temperature, and Topography in Eastern Brazil. **Journal of Climate**, v. 20, n. 24, p. 5929–5945, dez. 2007.

GRIMM, A. M.; SABOIA, J. P. J. Interdecadal variability of the south American precipitation in the monsoon season. **Journal of Climate**, v. 28, n. 2, p. 755–775, 2015.

GRIMM, A. M.; TEDESCHI, R. G. ENSO and Extreme Rainfall Events in South America. **Journal of Climate**, v. 22, n. 7, p. 1589–1609, abr. 2009.

GRIMM, A. M.; ZILLI, M. T. Interannual Variability and Seasonal Evolution of

Summer Monsoon Rainfall in South America. **Journal of Climate**, v. 22, n. 9, p. 2257–2275, maio 2009.

GUPTA, H. V. *et al.* Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. **Journal of Hydrology**, v. 377, n. 1–2, p. 80–91, 2009.

GUTIERREZ, C. E. C. **Eliminação do ruído por encolhimentos de Wavelets**. [s.l.] PUC, 2002.

GUTTMAN, N. B. **Comparing the Palmer Drought Index and the Standardize Precipitation Index** *Journal of the American Water Resources Association*, 1998.

HARE, S. R.; FRANCIS, R. C. Climate change and salmon production in the Northeast Pacific Ocean. **Canadian Special Publication of Fisheries and Aquatic Sciences**, v. 121, p. 357–372, 1995.

HAYES, B. M. J. *et al.* Drought Indices. n. July, p. 78, 2007.

HAYES, M. J. *et al.* Monitoring the 1996 Drought Using the Standardized Precipitation Index. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 80, n. 3, p. 429–438, mar. 1999.

HEIM, R. R. **A review of twentieth-century drought indices used in the United States** *American Meteorological Society*, , 2002.

HENLEY, B. J. *et al.* A Tripole Index for the Interdecadal Pacific Oscillation. **Climate Dynamics**, v. 45, p. 3077–3090, 2015.

HISDAL, H.; TALLAKSEN, L. M. **Drought Event Definition Assessment of the Regional Impact of Droughts in Europe**. [s.l: s.n.]. Disponível em: <<http://www.hydrology.uni-freiburg.de/forsch/aride/navigation/publications/pdfs/aride-techrep6.pdf%5Cnfile:///K:/guilherme.mohor/OneDrive/SHS/Paper-Capitulo-2/Referencias/SWSI - Histal et al 2000.pdf>>.

HUANG, N. E. *et al.* **The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis** *Mathematical, Physical and Engeneering Sciences*, Vol. 454, nº 1971. **Anais...**The Royal Society, 1998

HUANG, N. E.; SHEN, Z.; LONG, S. R. A NEW VIEW OF NONLINEAR WATER WAVES: The Hilbert Spectrum. **Annual Review of Fluid Mechanics**, v. 31, n. 1, p. 417–457, 1999.

IPCC. **WORKING GROUP I CONTRIBUTION TO THE IPCC FIFTH**

**ASSESSMENT REPORT CLIMATE CHANGE 2013: THE PHYSICAL SCIENCE BASIS.** Stockholm: [s.n.].

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied Multivariate Analysis.** 4th. ed. Englewood Cliffs: [s.n.].

KARAVITIS, C. A. *et al.* Application of the Standardized Precipitation Index (SPI) in Greece. **Water**, v. 3, n. 4, p. 787–805, 16 ago. 2011.

KAYANO, M. T.; ANDREOLI, R. V. Relations of South American summer rainfall interannual variations with the Pacific Decadal Oscillation. **International Journal of Climatology**, v. 27, p. 531–540, 2007.

KHATIBI, R. *et al.* Comparison of three artificial intelligence techniques for discharge routing. **Journal of Hydrology**, v. 403, n. 3–4, p. 201–212, jun. 2011.

KISI, O.; SHIRI, J.; TOMBUL, M. Modeling rainfall-runoff process using soft computing techniques. **Computers & Geosciences**, v. 51, n. 0, p. 108–117, 2013.

KITANIDIS, P. K.; BRAS, R. L. Real-time forecasting with a conceptual hydrologic model. 2. Applications and results. **Water Resources Research**, v. 16, n. 6, p. 1034–1044, 1980.

KLING, H.; FUCHS, M.; PAULIN, M. Runoff conditions in the upper Danube basin under an ensemble of climate change scenarios. **Journal of Hydrology**, v. 424–425, p. 264–277, 2012.

KRAUSE, P.; BOYLE, D. P.; BÄSE, F. Advances in Geosciences Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment. **Advances In Geosciences**, v. 5, n. 89, p. 89–97, 2005.

KUNDZEWICZ, Z. W.; ROBSON, A. **Detecting trend and other changes in hydrological data.** Geneva, Suíça: [s.n.].

LIU, C.-L. **A Tutorial of the Wavelet Transform.** [s.l: s.n.].

LOUCKS, D. P.; BEEK, E. VAN; BEEK, E. VAN. Water Resources Systems Planning and Management and Applications. **Water Resources Planning and Management**, p. 2–37, 2005.

MACHADO, F. *et al.* Monthly rainfall–runoff modelling using artificial neural networks. **Hydrological Sciences Journal**, v. 56, n. 3, p. 349–361, 2011.

MACHADO, F. W. **Modelagem chuva-vazão utilizando redes neurais artificiais.** [s.l.] UFPR, 2005.

MANTUA, N. J. *et al.* A Pacific Interdecadal Climate Oscillation with Impacts on Salmon Production. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 78, n.

6, p. 1069–1079, jun. 1997.

MCKEE, T. B.; DOESKEN, N. J.; KLEIST, J. **The relationship of drought frequency and duration of time scales** Eighth Conference on Applied Climatology. **Anais...**Anaheim CA: American Meteorological Society, 1993

MCPHADEN, M. J. El Niño and La Niña: Causes and Global Consequences. **Encyclopedia of Global Environmental Change**, v. 1, p. 353–370, 2002.

MINETTI, J. L. *et al.* Regional droughts in southern South America. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 102, n. 3–4, p. 403–415, 14 mar. 2010.

MININ, A. **The Neural Network Analysis**. [s.l.: s.n.].

MISHRA, A. K.; SINGH, V. P. A review of drought concepts. **Journal of Hydrology**, v. 391, n. 1–2, p. 202–216, set. 2010.

MO, K. C.; BERBERY, E. H. Drought and Persistent Wet Spells over South America Based on Observations and the U.S. CLIVAR Drought Experiments. **Journal of Climate**, v. 24, n. 6, p. 1801–1820, mar. 2011.

MOLINA, P. A.; LIMA, L. C. T. M. **Estudo de secas agrícolas no Nordeste Brasileiro** (ABRH, Ed.)XIII SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS. **Anais...**Belo Horizonte: 1999

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de Séries Temporais**. 2ed. ed. [s.l.] Blucher, 2006.

NALBANTIS, I.; TSAKIRIS, G. Assessment of hydrological drought revisited. **Water Resources Management**, v. 23, n. 5, p. 881–897, 2009.

NOAA. **IPOTPI**. Disponível em: <<http://www.esrl.noaa.gov/psd/data/timeseries/IPOTPI/>>. Acesso em: 16 fev. 2016.

NOURANI, V. *et al.* Applications of hybrid wavelet-Artificial Intelligence models in hydrology: A review. **Journal of Hydrology**, v. 514, p. 358–377, 2014.

NOURANI, V.; KISI, Ö.; KOMASI, M. Two hybrid Artificial Intelligence approaches for modeling rainfall–runoff process. **Journal of Hydrology**, v. 402, n. 1–2, p. 41–59, maio 2011.

OLSEN, J.; KIANG, J.; WASKOM, R. Workshop on Nonstationarity, Hydrologic Frequency Analysis, and Water Management. **Colorado Water Institute Information Series**, v. 109, p. 309, 2010.

OUYANG, Q. *et al.* Monthly Rainfall Forecasting Using EEMD-SVR Based on Phase-Space Reconstruction. **Water Resources Management**, v. 30, n. 7, p. 2311–2325, 2016.

PAULA, A. V. DE. **Determinação de parâmetros que caracterizam o fenômeno da biestabilidade em escoamentos turbulentos.** [s.l.] UNESP, 2013.

R DEVELOPMENT CORE TEAM, R. **R: A Language and Environment for Statistical Computing** (R. D. C. Team, Ed.) **R Foundation for Statistical Computing: R Foundation for Statistical Computing.** R Foundation for Statistical Computing, , 2011. Disponível em: <<http://www.r-project.org>>

RAO, V. B. *et al.* An update on the rainfall characteristics of Brazil: Seasonal variations and trends in 1979-2011. **International Journal of Climatology**, v. 36, n. 1, p. 291–302, 2016.

RIBEIRO, A. G. **Seca, geada, incêndios no ano de 1963** **Boletim de Geografia**, 1984.

RIBEIRO, M. G.; TANAJURA, E. L. X.; CENTENO, J. A. S. **Monitoramento de período de seca utilizando subtração de imagem NDVI: Estudo de caso do Reservatório do Irai – PR.** Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. **Anais...** Florianópolis: 2007

ROCHA, M. H. P. **Verificação do potencial das redes neurais artificiais em reproduzir o processo chuva-vazão mensal com cenários de modelos climáticos regionais.** [s.l.] UFPR, 2014.

ROJAS, R. Neural Networks - A Systematic Introduction. **Neural Networks**, v. 7, n. 1, p. 509, 1996.

ROSCH, A.; SCHMIDBAUER, H. WaveletComp : A guided tour through the R-package. p. 1–38, 2014.

SABOIA, J. P. J. **Variabilidade interdecadal de precipitação na América do Sul: características, impactos e mecanismos.** [s.l.] UFPR, 2010.

SAJIKUMAR, N.; THANDAVESWARA, B. S. A non-linear rainfall–runoff model using an artificial neural network. **Journal of Hydrology**, v. 216, n. 1–2, p. 32–55, 1999.

SEARCY, J. K.; HARDISON, C. H. **Double-Mass Curves.** [s.l: s.n.].

SERINALDI, F. *et al.* Probabilistic characterization of drought properties through copulas. **Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C**, v. 34, n. 10–12, p. 596–605, jan. 2009.

SHARPLEY, R. C.; VATCHEV, V. Analysis of the intrinsic mode functions. **Constructive Approximation**, v. 24, n. 1, p. 17–47, 2006.

SILVA, M. E. S.; SILVA, C. B. Variabilidade Climática – processos físicos e

dinâmicos nos oceanos e atmosfera. **Revista do Departamento de Geografia**, n. 2012, p. 357–372, 2012.

SILVESTRI, G.; VERA, C. Nonstationary impacts of the southern annular mode on Southern Hemisphere climate. **Journal of Climate**, v. 22, n. 22, p. 6142–6148, 2009.

SIMÕES, S. J.; BARROS, A. P. Regional hydroclimatic variability and Brazil's 2001 energy crisis. **Management of Environmental Quality: An International Journal**, v. 18, n. 3, p. 263–273, 2007.

SMAKHTIN, V. . U. Low flow hydrology: a review. **Journal of Hydrology**, v. 240, n. 3–4, p. 147–186, jan. 2001.

SMITH, J. Understanding climate variability and climate change. **Weather and Climate**, v. 1, p. 1–25, 2010.

SOLOMATINE, D.; SEE, L. M.; ABRAHART, R. J. Data-Driven Modelling : Concepts , Approaches and Experiences. *In: Practical hydroinformatics*. [s.l.] Springer Berlin Heidelberg, 2009. p. 17–31.

STOICA, P.; MOSES, R. **SPECTRAL ANALYSIS OF SIGNALS**. New Jersey: Prentice Hall, 2004.

TABONY, R. C. The estimation of missing climatological data. **International Journal of Climatology**, v. 3, n. 3, p. 297–314, 1983.

TEDESCHI, R. G. **Impacto de episódios El Niño e La Niña sobre a frequência de eventos extremos de precipitação e vazão na América do Sul**. [s.l.] UFPR, 2008.

TEDESCHI, R. G.; CAVALCANTI, I. F. A.; GRIMM, A. M. Influences of two types of ENSO on South American precipitation. **International Journal of Climatology**, v. 33, n. 6, p. 1382–1400, 30 maio 2013.

TOGGWEILER, J.; KEY, R. Ocean circulation: Thermohaline circulation. **Encyclopedia of Atmospheric Sciences**, v. 4, n. December 2007, p. 1549–1555., 2001.

TORRENCE, C.; COMPO, G. P. A practical guide to Wavelet analysis. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 79, n. 1, p. 61–78, 1998.

TORRES, M. E. *et al.* **A complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with adaptive noise**. IEEE Int. Conf. on Acoust., Speech and Signal Proc. **Anais...**2011

VAREJÃO SILVA, M. A. **Meteorologia e climatologia**. Brasília: INMET, 2000.

VENEGAS, S. A.; MYSAK, L. A.; STRAUB, D. N. Evidence for interannual and interdecadal climate variability in the south atlantic. **Geophysical Research Letters**, v. 23, n. 19, p. 2673–2676, 1996.

VICINI, L. **Análise multivariada da teoria à prática**. Santa Maria, RS: UFSM, 2005.

VOS, N. J. DE. **Rainfall-Runoff Modelling Using Artificial Neural Networks**. [s.l.] Delft University of Technology, 2003.

WALKER, G. T. Correlation in seasonal variations of weather, IX: A further study of world weather. **Mem. of Ind. Meteor. Dep.**, v. 24, p. 275–332, 1924.

WANG, S. *et al.* Combined effects of the Pacific Decadal Oscillation and El Niño-Southern Oscillation on Global Land Dry–Wet Changes. **Scientific Reports**, v. 4, p. 6651, 2014.

WANG, W. CHUAN *et al.* Improving Forecasting Accuracy of Annual Runoff Time Series Using ARIMA Based on EEMD Decomposition. **Water Resources Management**, v. 29, n. 8, p. 2655–2675, 2015.

WMO. **Lincoln Declaration on Drought Indices Inter-Regional Workshop on Indices and Early Warning Systems for Drought** Lincoln, 2009.

WU, ZHAOHUA AND HUANG, N. E. Ensemble Empirical Mode Decomposition : A Noise Assisted Data Analysis Method. **Advances in Adaptive Data Analysis**, v. 1, n. 1, p. 1–41, 2009.

WU, C. L.; CHAU, K. W. Rainfall–runoff modeling using artificial neural network coupled with singular spectrum analysis. **Journal of Hydrology**, v. 399, n. 3–4, p. 394–409, mar. 2011.

ZAMBRANO-BIGIARINI, M. **hydroGOF: Goodness-of-fit functions for comparison of simulated and observed hydrological time series** R package, , 2014a. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/package=hydroGOF>>

\_\_\_\_. **hydroTSM: Time series management, analysis and interpolation for hydrological modelling** R package, , 2014b. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/package=hydroTSM>>

ZARGAR, A. *et al.* A review of drought indices. **Environmental Reviews**, v. 19, n. NA, p. 333–349, 2011.

ZELL, A. *et al.* **SNNS - Stuttgart Neural Network Simulator - User manual version 4.2**. Stuttgart: [s.n.].

ZHANG, B.; GOVINDARAJU, R. S. Prediction of watershed runoff using

---

Bayesian concepts and modular neural networks. **Water Resources Research**, v. 36, n. 3, p. 753–762, 2000.

ZHANG, Q.-J.; GUPTA, K. C.; DEVABHAKTUNI, V. K. Artificial neural networks for rf and microwave design-from theory to practice. **IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques**, v. 51, n. 4, p. 1339–1350, 2003.

ZHANG, Q. J.; GUPTA, K. C. **Neural Networks for RF and Microwave Design**. Norwood: Artech House, 2000.

ZHAO, X. HUA; CHEN, X. Auto Regressive and Ensemble Empirical Mode Decomposition Hybrid Model for Annual Runoff Forecasting. **Water Resources Management**, v. 29, n. 8, p. 2913–2926, 2015.

ZILLI, M. T. **Variabilidade interanual da precipitação de primavera e verão na América do Sul, suas interconexões e seu impacto nos principais aproveitamentos hidrelétricos brasileiros**. [s.l.] UFPR, 2008.

## APÊNDICES

### A1. Períodos com a quantidade de estações pluviométricas

São apresentadas as Tabelas com os resultados das quantidades de estações pluviométricas para períodos de 50, 55, 60 e 65 anos, iniciando em 1923 até 2013. Cada tabela apresenta o ano de início, o período utilizado e a quantidade permitida de falhas por ano que é considerado aceitável.

TABELA 28 – AGRUPAMENTO CONSIDERANDO PERÍODO DE OBSERVAÇÃO COM 50 ANOS E POSSIBILIDADE DE 25% DE FALHAS

Período	Nº Estações	Período	Nº Estações	Período	Nº Estações
1923 - 1972	1	1937 - 1986	4	1951 - 2000	56
1924 - 1973	1	1938 - 1987	9	1952 - 2001	58
1925 - 1974	1	1939 - 1988	11	1953 - 2002	63
1926 - 1975	1	1940 - 1989	16	1954 - 2003	67
1927 - 1976	1	1941 - 1990	24	1955 - 2004	75
1928 - 1977	1	1942 - 1991	25	1956 - 2005	80
1929 - 1978	1	1943 - 1992	25	1957 - 2006	82
1930 - 1979	2	1944 - 1993	26	1958 - 2007	87
1931 - 1980	2	1945 - 1994	32	1959 - 2008	90
1932 - 1981	2	1946 - 1995	40	1960 - 2009	84
1933 - 1982	2	1947 - 1996	45	1961 - 2010	83
1934 - 1983	3	1948 - 1997	47	1962 - 2011	81
1935 - 1984	4	1949 - 1998	49	1963 - 2012	79
1936 - 1985	4	1950 - 1999	56	1964 - 2013	64

TABELA 29 – AGRUPAMENTO CONSIDERANDO PERÍODO DE OBSERVAÇÃO COM 55 ANOS E POSSIBILIDADE DE 25% DE FALHAS

Período	Nº Estações	Período	Nº Estações	Período	Nº Estações
1923 - 1977	1	1935 - 1989	4	1947 - 2001	42
1924 - 1978	1	1936 - 1990	4	1948 - 2002	43
1925 - 1979	1	1937 - 1991	4	1949 - 2003	46
1926 - 1980	1	1938 - 1992	9	1950 - 2004	53
1927 - 1981	1	1939 - 1993	11	1951 - 2005	54
1928 - 1982	1	1940 - 1994	16	1952 - 2006	56
1929 - 1983	1	1941 - 1995	24	1953 - 2007	61
1930 - 1984	2	1942 - 1996	25	1954 - 2008	63
1931 - 1985	2	1943 - 1997	25	1955 - 2009	65
1932 - 1986	2	1944 - 1998	25	1956 - 2010	68
1933 - 1987	2	1945 - 1999	31	1957 - 2011	71
1934 - 1988	3	1946 - 2000	38	1958 - 2012	76
				1959 - 2013	64

TABELA 30 – AGRUPAMENTO CONSIDERANDO PERÍODO DE OBSERVAÇÃO COM 60 ANOS E POSSIBILIDADE DE 25% DE FALHAS

Período	Nº Estações	Período	Nº Estações	Período	Nº Estações
1923 - 1982	1	1934 - 1993	3	1945 - 2004	28
1924 - 1983	1	1935 - 1994	4	1946 - 2005	36
1925 - 1984	1	1936 - 1995	4	1947 - 2006	41
1926 - 1985	1	1937 - 1996	4	1948 - 2007	42
1927 - 1986	1	1938 - 1997	9	1949 - 2008	43
1928 - 1987	1	1939 - 1998	10	1950 - 2009	47
1929 - 1988	1	1940 - 1999	15	1951 - 2010	48
1930 - 1989	2	1941 - 2000	22	1952 - 2011	49
1931 - 1990	2	1942 - 2001	23	1953 - 2012	52
1932 - 1991	2	1943 - 2002	23	1954 - 2013	46
1933 - 1992	2	1944 - 2003	24		

TABELA 31 – AGRUPAMENTO CONSIDERANDO PERÍODO DE OBSERVAÇÃO COM 65 ANOS E POSSIBILIDADE DE 25% DE FALHAS

Período	Nº Estações	Período	Nº Estações	Período	Nº Estações
1923 - 1987	1	1932 - 1996	2	1941 - 2005	22
1924 - 1988	1	1933 - 1997	2	1942 - 2006	23
1925 - 1989	1	1934 - 1998	2	1943 - 2007	23
1926 - 1990	1	1935 - 1999	3	1944 - 2008	22
1927 - 1991	1	1936 - 2000	3	1945 - 2009	24
1928 - 1992	1	1937 - 2001	3	1946 - 2010	32
1929 - 1993	1	1938 - 2002	7	1947 - 2011	35
1930 - 1994	2	1939 - 2003	9	1948 - 2012	36
1931 - 1995	2	1940 - 2004	14	1949 - 2013	33

TABELA 32 – AGRUPAMENTO CONSIDERANDO PERÍODO DE OBSERVAÇÃO COM 55 ANOS E POSSIBILIDADE DE 50% DE FALHAS

Período	Nº Estações	Período	Nº Estações	Período	Nº Estações
1923 - 1977	1	1935 - 1989	4	1947 - 2001	56
1924 - 1978	1	1936 - 1990	4	1948 - 2002	58
1925 - 1979	1	1937 - 1991	7	1949 - 2003	60
1926 - 1980	1	1938 - 1992	11	1950 - 2004	68
1927 - 1981	1	1939 - 1993	19	1951 - 2005	69
1928 - 1982	1	1940 - 1994	25	1952 - 2006	71
1929 - 1983	3	1941 - 1995	32	1953 - 2007	76
1930 - 1984	3	1942 - 1996	35	1954 - 2008	81
1931 - 1985	3	1943 - 1997	36	1955 - 2009	86
1932 - 1986	3	1944 - 1998	37	1956 - 2010	91
1933 - 1987	3	1945 - 1999	41	1957 - 2011	98
1934 - 1988	4	1946 - 2000	52	1958 - 2012	103
				1959 - 2013	102

TABELA 33 – AGRUPAMENTO CONSIDERANDO PERÍODO DE OBSERVAÇÃO COM 60 ANOS E POSSIBILIDADE DE 50% DE FALHAS

Período	Nº Estações	Período	Nº Estações	Período	Nº Estações
1923 - 1982	1	1934 - 1993	4	1945 - 2004	41
1924 - 1983	1	1935 - 1994	4	1946 - 2005	52
1925 - 1984	1	1936 - 1995	4	1947 - 2006	56
1926 - 1985	1	1937 - 1996	7	1948 - 2007	58
1927 - 1986	1	1938 - 1997	11	1949 - 2008	60
1928 - 1987	1	1939 - 1998	19	1950 - 2009	65
1929 - 1988	3	1940 - 1999	25	1951 - 2010	65
1930 - 1989	3	1941 - 2000	32	1952 - 2011	67
1931 - 1990	3	1942 - 2001	35	1953 - 2012	70
1932 - 1991	3	1943 - 2002	36	1954 - 2013	72
1933 - 1992	3	1944 - 2003	37		

TABELA 34 – AGRUPAMENTO CONSIDERANDO PERÍODO DE OBSERVAÇÃO COM 65 ANOS E POSSIBILIDADE DE 50% DE FALHAS

Período	Nº Estações	Período	Nº Estações	Período	Nº Estações
1923 - 1987	1	1932 - 1996	3	1941 - 2005	32
1924 - 1988	1	1933 - 1997	3	1942 - 2006	35
1925 - 1989	1	1934 - 1998	4	1943 - 2007	36
1926 - 1990	1	1935 - 1999	4	1944 - 2008	37
1927 - 1991	1	1936 - 2000	4	1945 - 2009	39
1928 - 1992	1	1937 - 2001	7	1946 - 2010	49
1929 - 1993	3	1938 - 2002	11	1947 - 2011	53
1930 - 1994	3	1939 - 2003	19	1948 - 2012	54
1931 - 1995	3	1940 - 2004	25	1949 - 2013	54

## A2. Lista de estações pluviométricas

Estão apresentadas na Tabela 35 as estações pluviométricas selecionadas para a caracterização das secas no Estado do Paraná.

TABELA 35 – ESTAÇÕES PLUVIOMÉTRICAS SELECIONADAS

Código	Latitude	Longitude	Estado	Fonte	Nome
2149017	-21,6167	-49,8000	SP	DAEE-SP	GUAICARA
2149022	-21,7833	-49,8000	SP	DAEE-SP	NOVA FÁTIMA
2149028	-21,9167	-49,9000	SP	DAEE-SP	GUAIMBÊ
2149064	-21,8833	-49,5333	SP	DAEE-SP	GUARANTA
2150026	-21,5833	-50,1667	SP	DAEE-SP	ALTO ALEGRE
2150029	-21,7000	-50,3000	SP	DAEE-SP	FAZENDA BOM RETIRO
2150030	-21,7500	-50,1167	SP	DAEE-SP	MACUCOS
2150038	-21,9167	-50,7333	SP	DAEE-SP	BASTOS
2150040	-21,9500	-50,9333	SP	DAEE-SP	USINA QUATIARA
2151005	-21,6833	-51,0833	SP	DAEE-SP	ADAMANTINA
2151006	-21,3000	-51,5667	SP	DAEE-SP	MONTE CASTELO
2151010	-21,4667	-51,5333	SP	DAEE-SP	DRACENA
2151013	-21,5000	-51,1500	SP	DAEE-SP	FAZENDA SANTO ANDRÉ
2151017	-21,8333	-51,4833	SP	DAEE-SP	EMILIANÓPOLIS
2151059	-21,9667	-51,6500	SP	DAEE-SP	SANTO ANASTÁCIO
2248026	-22,7333	-48,5667	SP	DAEE-SP	SÃO MANUEL
2248029	-22,8167	-48,4333	SP	DAEE-SP	FAZENDA S. JOÃO MORRO VERMELHO
2249005	-22,0500	-49,6167	SP	DAEE-SP	SÃO FRANCISCO DA CORREDEIRA
2249006	-22,2000	-49,6500	SP	DAEE-SP	GARÇA
2249008	-22,2167	-49,9333	SP	DAEE-SP	MARÍLIA
2249011	-22,3167	-49,5333	SP	DAEE-SP	GÁLIA
2249023	-22,4500	-49,3167	SP	DAEE-SP	CABRALIA PAULISTA
2249029	-22,8833	-49,2333	SP	DAEE-SP	ÁGUAS DE SANTA BÁRBARA
2249032	-22,9000	-49,6167	SP	DAEE-SP	SANTA CRUZ DO RIO PARDO
2249034	-22,9833	-49,8333	SP	DAEE-SP	OURINHOS
2249058	-22,9997	-49,8333	SP	DAEE-SP	FAZENDA LAJEADINHO
2250009	-22,2167	-50,8833	SP	DAEE-SP	RANCHARIA (MC FADDEN)
2250013	-22,4333	-50,2167	SP	DAEE-SP	ECHAPORA
2250023	-22,8833	-50,3333	SP	DAEE-SP	USINA PARI
2250024	-22,8972	-50,0211	SP	ANA	PORTO JAÚ
2250063	-22,4167	-50,5667	SP	DAEE-SP	PARAGUAÇU PAULISTA
2251009	-22,1500	-51,2500	SP	DAEE-SP	INDIANA
2251010	-22,2500	-51,1667	SP	DAEE-SP	USINA LARANJA DOCE
2251012	-22,3000	-51,9167	SP	DAEE-SP	MIRANTE DO PARANAPANEMA
2251013	-22,3833	-51,2833	SP	DAEE-SP	TACIBA
2251014	-22,4167	-51,5167	SP	DAEE-SP	NARANDIBA

TABELA 35 – ESTAÇÕES PLUVIOMÉTRICAS SELECIONADAS (CONTINUAÇÃO)

Código	Latitude	Longitude	Estado	Fonte	Nome
2251015	-22,5167	-51,8167	SP	DAEE-SP	FAZENDA VISTA BONITA
2251018	-22,6667	-51,0833	SP	DAEE-SP	IEPE
2347049	-23,8333	-47,6500	SP	DAEE-SP	USINA BATISTA
2347050	-23,8667	-47,9997	SP	DAEE-SP	SÃO MIGUEL ARCANJO
2348008	-23,1000	-48,9167	SP	DAEE-SP	AVARÉ
2348014	-23,3667	-48,1833	SP	DAEE-SP	GUAREÍ
2348017	-23,4833	-48,4167	SP	DAEE-SP	ANGATUBA
2348031	-23,9667	-48,9500	SP	DAEE-SP	ITAPEVA
2349002	-23,0333	-49,1667	SP	DAEE-SP	CERQUEIRA CESAR
2349004	-23,0500	-49,7667	SP	DAEE-SP	FAZENDA MARCONDINHA
2349011	-23,2333	-49,4667	SP	DAEE-SP	SARUTAIA (US. BOA VISTA - CLFSC)
2349016	-23,4500	-49,4167	SP	DAEE-SP	TAGUAÍ (RIBEIRÓPOLIS)
2349033	-23,7667	-49,9500	PR	AGUASPARANA	TOMAZINA
2350002	-23,0853	-50,2856	PR	AGUASPARANA	ANDIRÁ
2350017	-23,0000	-50,0331	PR	AGUASPARANA	CAMBARÁ (EST. EXPERIMENTAL)
2352000	-23,3242	-52,6669	PR	AGUASPARANA	PORTO PARAÍSO DO NORTE
2353001	-23,0067	-53,1889	PR	AGUASPARANA	SANTA ISABEL DO IVAÍ
2447009	-24,1667	-47,6500	SP	DAEE-SP	CAPELA DO PORTO
2447013	-24,2833	-47,2333	SP	DAEE-SP	PEDRO DE TOLEDO
2447016	-24,3333	-47,2000	SP	DAEE-SP	BAIRRO IGREJINHA
2447034	-24,6833	-47,9997	SP	DAEE-SP	JACUPIRANGA
2447036	-24,7167	-47,8833	SP	DAEE-SP	PARIQUERA-AÇU
2447037	-24,7000	-47,5667	SP	DAEE-SP	IGUAPE
2447043	-24,2497	-47,3831	SP	AGUASPARANA	PEDRO BARROS
2447045	-24,2889	-47,1772	SP	ANA	ITARIRI
2449000	-24,6556	-48,9997	PR	AGUASPARANA	CAPELA DA RIBEIRA
2449006	-24,8000	-49,2833	PR	AGUASPARANA	BALSA DO CERRO AZUL
2449007	-24,7500	-49,3333	PR	AGUASPARANA	TURVO
2451003	-24,8333	-51,1500	PR	AGUASPARANA	TEREZA CRISTINA
2451014	-24,2500	-51,6500	PR	AGUASPARANA	IVAIPORÃ
2454000	-24,4914	-54,3094	PR	AGUASPARANA	PORTO MENDES GONÇALVES
2454001	-24,0667	-54,2500	PR	AGUASPARANA	GUAÍRA (PTO. GUAÍRA)
2548000	-25,4667	-48,8333	PR	AGUASPARANA	MORRETES
2548001	-25,1697	-48,8794	PR	AGUASPARANA	PRAIA GRANDE
2548003	-25,2333	-48,7500	PR	AGUASPARANA	COLÔNIA DO CACHOEIRA
2549000	-25,9333	-49,7833	PR	AGUASPARANA	SÃO BENTO
2549001	-25,5500	-49,8833	PR	AGUASPARANA	PORTO AMAZONAS
2549003	-25,9500	-49,3931	PR	AGUASPARANA	RIO DA VÁRZEA DOS LIMA
2549004	-25,4500	-49,0667	PR	AGUASPARANA	PIRAQUARA
2550000	-25,2372	-50,9608	PR	AGUASPARANA	PRUDENTÓPOLIS CAPT. SANEPAR
2550001	-25,8756	-50,3894	PR	AGUASPARANA	SÃO MATEUS DO SUL
2550003	-25,1333	-50,1500	PR	AGUASPARANA	SANTA CRUZ

TABELA 35 – ESTAÇÕES PLUVIOMÉTRICAS SELECIONADAS (CONTINUAÇÃO)

Código	Latitude	Longitude	Estado	Fonte	Nome
2550005	-25,9522	-50,6792	PR	AGUASPARANA	RIO CLARO DO SUL (EUFROZINA)
2550015	-25,3167	-50,0000	PR	AGUASPARANA	USINA MANOEL RIBAS
2551000	-25,4500	-51,4500	PR	AGUASPARANA	GUARAPUAVA
2551001	-25,6942	-51,2025	PR	AGUASPARANA	LEONÓPOLIS
2551004	-25,6372	-51,9656	PR	AGUASPARANA	SANTA CLARA
2552000	-25,4483	-52,9044	PR	AGUASPARANA	QUEDAS DO IGUAÇU (CAMPO NOVO)
2552001	-25,7739	-52,9328	PR	AGUASPARANA	ÁGUAS DO VERE CONVENCIONAL
2554001	-25,6278	-54,4806	PR	AGUASPARANA	PARQUE NACIONAL IGUAÇU - MUSEU
2554002	-25,6831	-54,4331	PR	AGUASPARANA	SALTO CATARATAS
2649002	-26,7356	-49,1703	SC	AGUASPARANA	POMERODE
2649004	-26,8297	-49,2719	SC	AGUASPARANA	TIMBÓ NOVO
2649006	-26,1000	-49,8000	PR	AGUASPARANA	RIO NEGRO
2649008	-26,7408	-49,2706	SC	AGUASPARANA	ARROZEIRA
2649010	-26,7931	-49,0833	SC	AGUASPARANA	ITOUPAVA CENTRAL
2649013	-26,4239	-49,2925	SC	AGUASPARANA	CORUPÁ
2651001	-26,8733	-51,7964	SC	ANA	CAMPINA DA ALEGRIA
2651005	-26,0306	-51,1419	PR	AGUASPARANA	PALMITAL DO MEIO
2651013	-26,1906	-51,2978	PR	AGUASPARANA	COLÔNIA AUGUSTO LOUREIRO
2652000	-26,5561	-52,3308	SC	ANA	ABELARDO LUZ
2652009	-26,0506	-52,8008	PR	AGUASPARANA	PONTE DO VITORINO
2653007	-26,9289	-53,0075	SC	ANA	SAUDADES
2748003	-27,4892	-48,9881	SC	ANA	GARCIA DE ANGELINA
2749000	-27,0381	-49,3950	SC	ANA	APIUNA - RÉGUA NOVA
2749001	-27,0539	-49,5167	SC	ANA	IBIRAMA
2749005	-27,0342	-49,5897	SC	ANA	NOVA BREMEN DALBERGIA
2749006	-27,2572	-49,9408	SC	ANA	POUSO REDONDO
2749013	-27,2903	-49,7689	SC	ANA	TROMBUDO CENTRAL
2749015	-27,3972	-48,9800	SC	ANA	FAZENDA BOA ESPERANÇA
2749016	-27,0403	-49,3814	SC	ANA	NEISSE CENTRAL
2750008	-27,5417	-50,8569	SC	ANA	PASSO CARU
2750009	-27,3339	-50,7533	SC	ANA	PASSO MAROMBAS
2753006	-27,0644	-53,1569	SC	ANA	PALMITOS

### A3. Lista de estações fluviométrica

Estão apresentadas na Tabela 36 as estações fluviométricas selecionadas com mais de 50 anos de dados utilizadas para a seleção da bacia hidrográfica.

TABELA 36 – ESTAÇÕES FLUVIOMÉTRICAS SELECIONADAS

Código	Latitude	Longitude	Estado	Área de Drenagem (km <sup>2</sup> )	Nome
64360000	-23,7667	-49,9500	PR	2015	TOMAZINA
64370000	-23,0833	-50,2833	PR	5622	ANDIRÁ
64390000	-23,1000	-50,4500	PR	3445	PORTO SANTA TEREZINHA
64465000	-24,5097	-50,4098	PR	8948	TIBAGI
64507000	-23,2503	-50,9823	PR	21955	JATAIZINHO
64575003	-22,7178	-53,1802	PR	670000	PORTO SÃO JOSÉ JUSANTE
64620000	-25,2054	-50,9429	PR	1086	RIO DOS PATOS
64625000	-24,8295	-51,1429	PR	3572	TEREZA CRISTINA
64685000	-23,3245	-52,6653	PR	28427	PORTO PARAISO DO NORTE
64843000	-24,0667	-54,2500	PR	802150	GUAÍRA
65010000	-25,5192	-49,1468	PR	116.82	FAZENDINHA
65035000	-25,5481	-49,8896	PR	3662	PORTO AMAZONAS
65060000	-25,8758	-50,3896	PR	6065	SÃO MATEUS DO SUL
65095000	-26,2158	-49,6026	PR	2495	RIO PRETO DO SUL
65135000	-25,9347	-49,3933	PR	602	RIO VÁRZEA DOS LIMAS
65155000	-25,9458	-49,7916	PR	2012	SÃO BENTO
65220000	-26,0193	-50,5925	PR	18300	FLUVIÓPOLIS
65310000	-26,2272	-51,0800	PR	24211	UNIÃO DA VITÓRIA
65365000	-26,1774	-51,2199	PR	165	PORTO VITÓRIA
65370000	-26,3871	-51,2719	PR	1055	JANGADA
65415000	-26,0320	-51,1423	PR	323	FAZENDA MARACANÃ
65825000	-25,6382	-51,9673	PR	3913	SANTA CLARA
65855000	-25,4839	-52,2168	PR	1500	USINA CAVERNOSO
65895002	-25,5394	-53,0313	PR	45824	SALTO OSÓRIO JUSANTE
65927000	-26,0294	-52,6285	PR	3410	PORTO PALMEIRINHA
65945000	-26,0505	-52,8010	PR	545	PONTE DO VITORINO
65960000	-25,7694	-52,9269	PR	6696	ÁGUAS DO VERE
65993000	-25,6833	-54,4333	PR	67317	SALTO CATARATAS
65999800	-27,3667	-55,8833	PR	933600	POSADAS
81125000	-24,7500	-49,3333	PR	392	TURVO
81135000	-24,7965	-49,2726	PR	4570	BALSA DO CERRO AZUL
81140000	-24,8277	-49,2629	PR	435	CERRO AZUL
81200000	-24,6558	-48,9999	PR	7252	CAPELA DA RIBEIRA
82170000	-25,4771	-48,8302	PR	217	MORRETES

#### A4. Lista de estações climatológicas

Estão apresentadas na Tabela 37 as estações climatológicas no entorno do Estado do Paraná utilizadas para a seleção da bacia hidrográfica.

TABELA 37 – ESTAÇÕES CLIMATOLÓGICAS SELECIONADAS

Código	Latitude	Longitude	Estado	Nome
83783	-24,05	-52,36	PR	CAMPO MOURAO
83887	-27,38	-51,20	SC	CAMPOS NOVOS
83813	-24,78	-50,00	PR	CASTRO
83883	-27,11	-52,61	SC	CHAPECO
83842	-25,43	-49,26	PR	CURITIBA
83075	-23,43	-46,46	SP	GUARULHOS
83872	-26,90	-49,21	SC	INDAIAL
83881	-27,18	-53,23	RS	IRAI
83836	-25,46	-50,63	PR	IRATI
83811	-25,00	-50,86	PR	IVAI
83766	-23,31	-51,13	PR	LONDRINA
83767	-23,40	-51,91	PR	MARINGA
83844	-25,53	-48,51	PR	PARANAGUA
83716	-22,11	-51,38	SP	PRESIDENTE PRUDENTE
83726	-21,96	-47,86	SP	SAO CARLOS
83781	-23,50	-46,61	SP	SAO PAULO MIR de SANTANA
83851	-23,48	-47,43	SP	SOROCABA

## A5. Decomposição de Sinais (*CEEMDAN*)

Estão apresentados os gráficos para a temperatura média mensal, quantidade de dias com chuva mensal, quantidade de dias sem chuva mensal, máxima precipitação diária por mês, sequência de dias com chuva mensal, sequência de dias sem chuva mensal.

São apresentadas as decomposições dos sinais e os sinais agrupados nos seguintes períodos: i) intra-anual (abaixo de 1 ano), ii) anual (entre 2 anos e 1 ano), iii) interanual (entre 8 anos a 2 anos), iv) decadal (entre 16 anos e 8 anos) e v) interdecadal (acima de 16 anos).

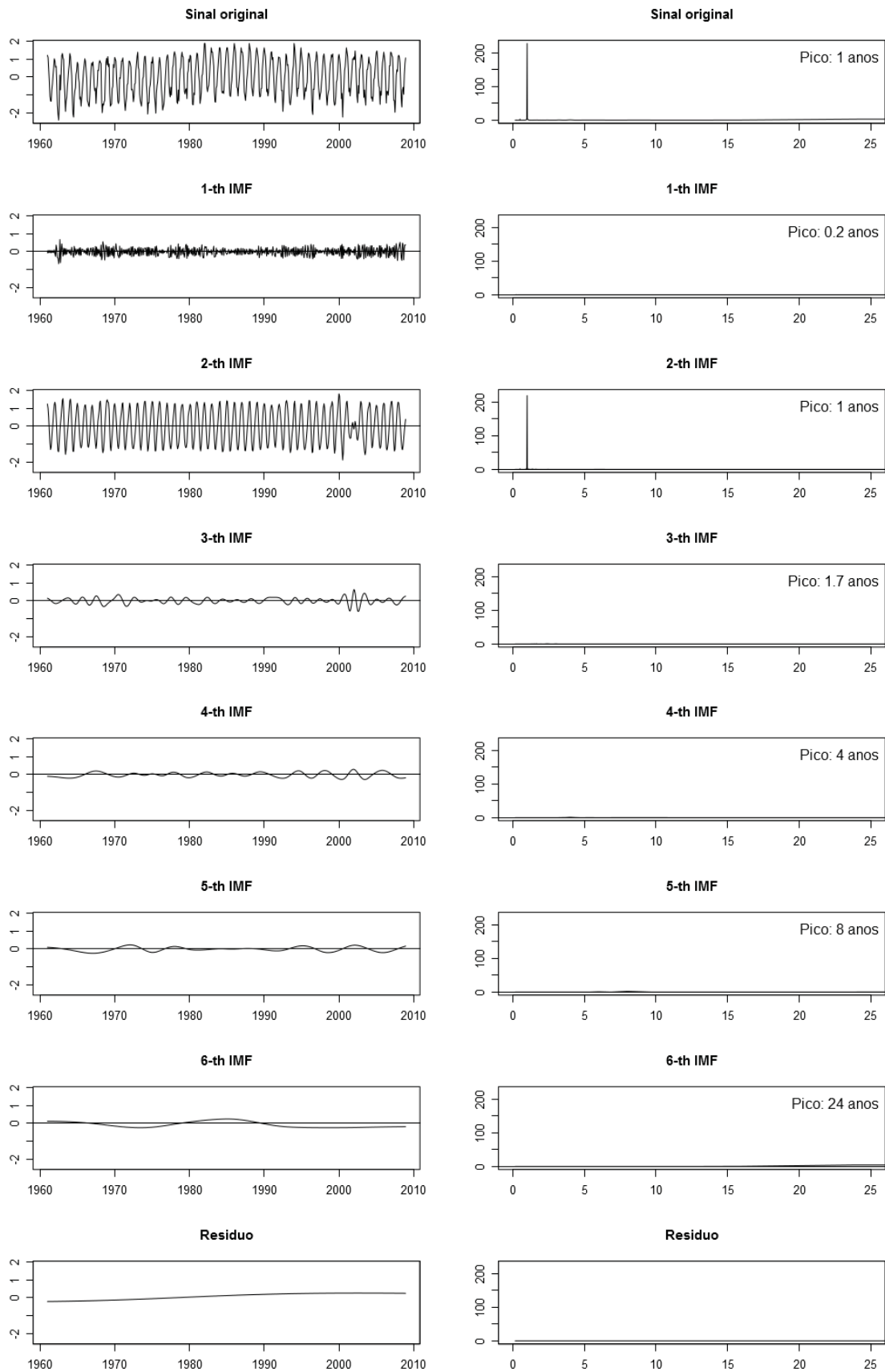


FIGURA 70 – DECOMPOSIÇÃO DOS SINAIS DE TEMPERATURA COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. À ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUO, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.

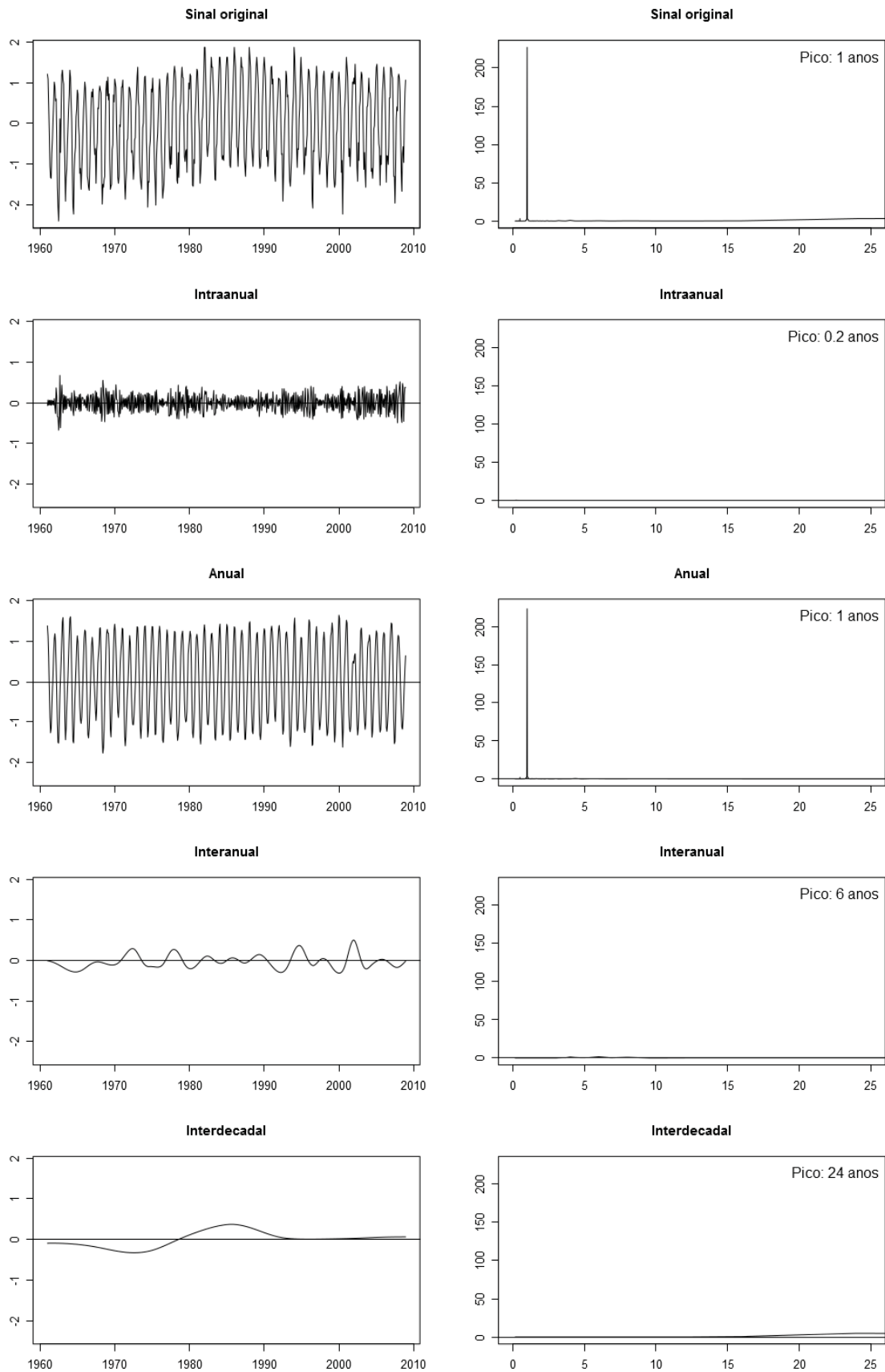


FIGURA 71 – IMF’S AGRUPADAS DE TEMPERATURA COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. A ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUOS AGRUPADOS, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.

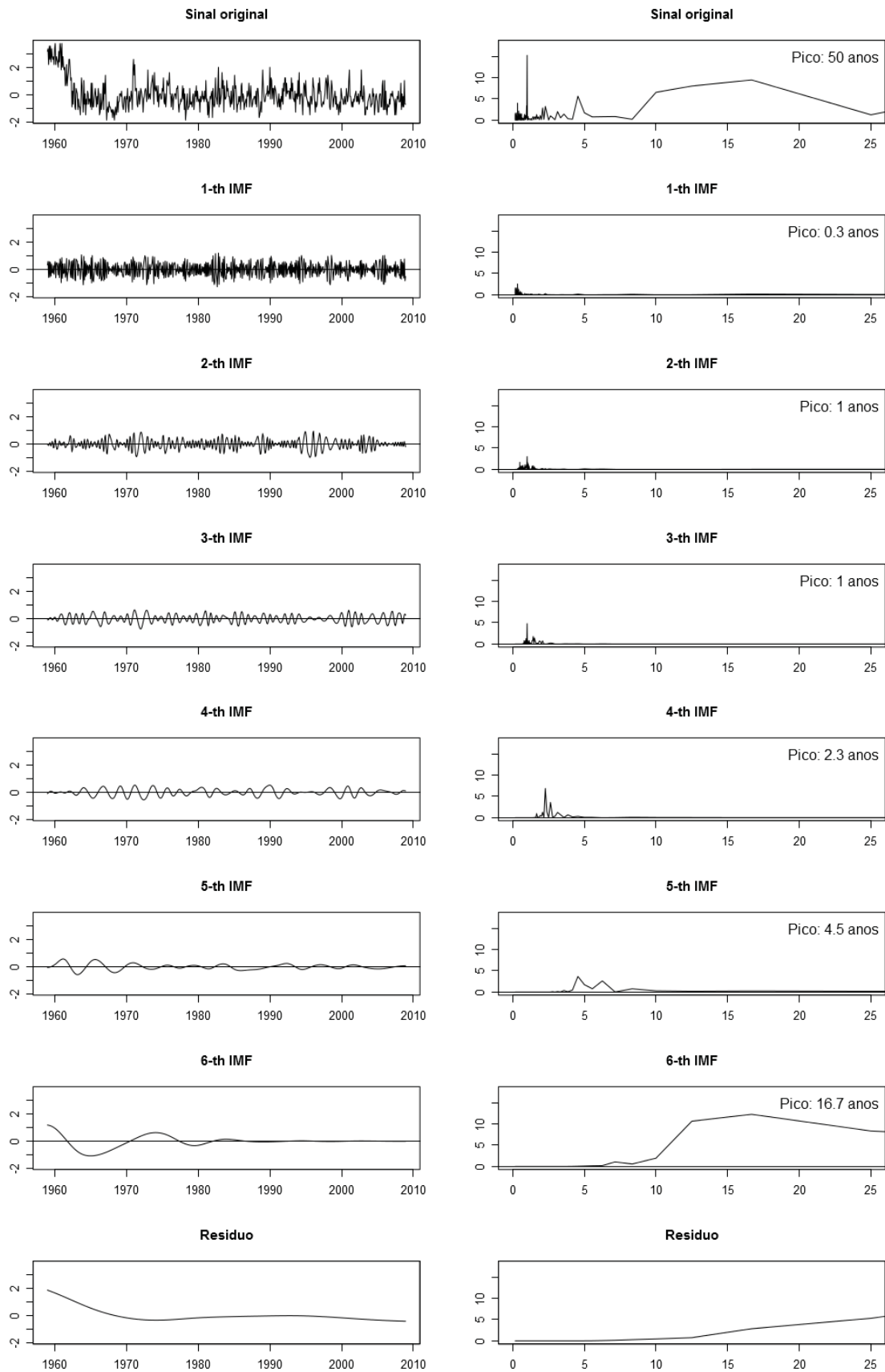


FIGURA 72 – DECOMPOSIÇÃO DOS SINAIS DE QUANTIDADE DE DIAS COM CHUVA POR MÊS COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. A ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUO, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.

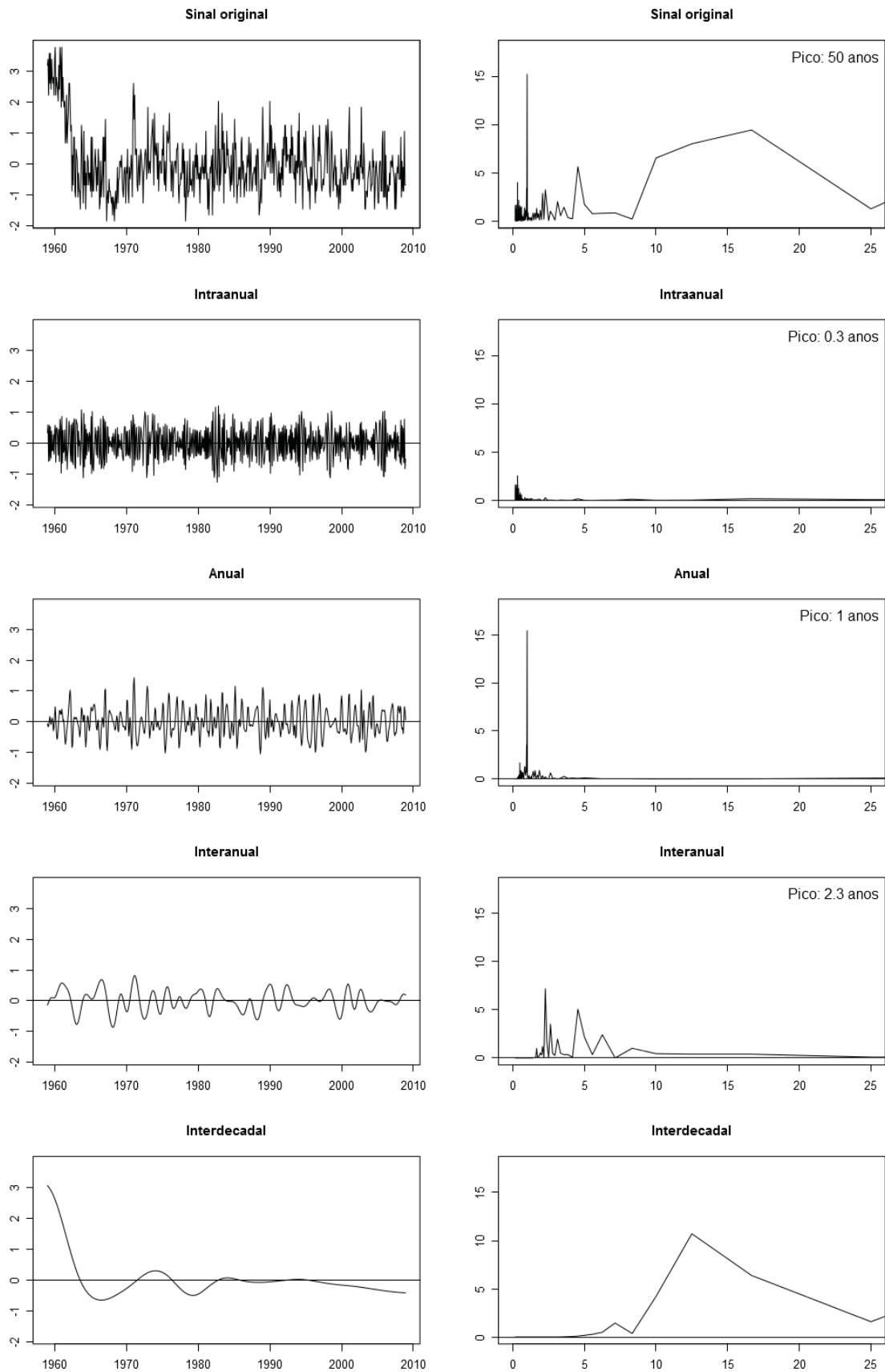


FIGURA 73 – IMF’S AGRUPADAS DE QUANTIDADE DE DIAS COM CHUVA POR MÊS COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. A ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUOS AGRUPADOS, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.

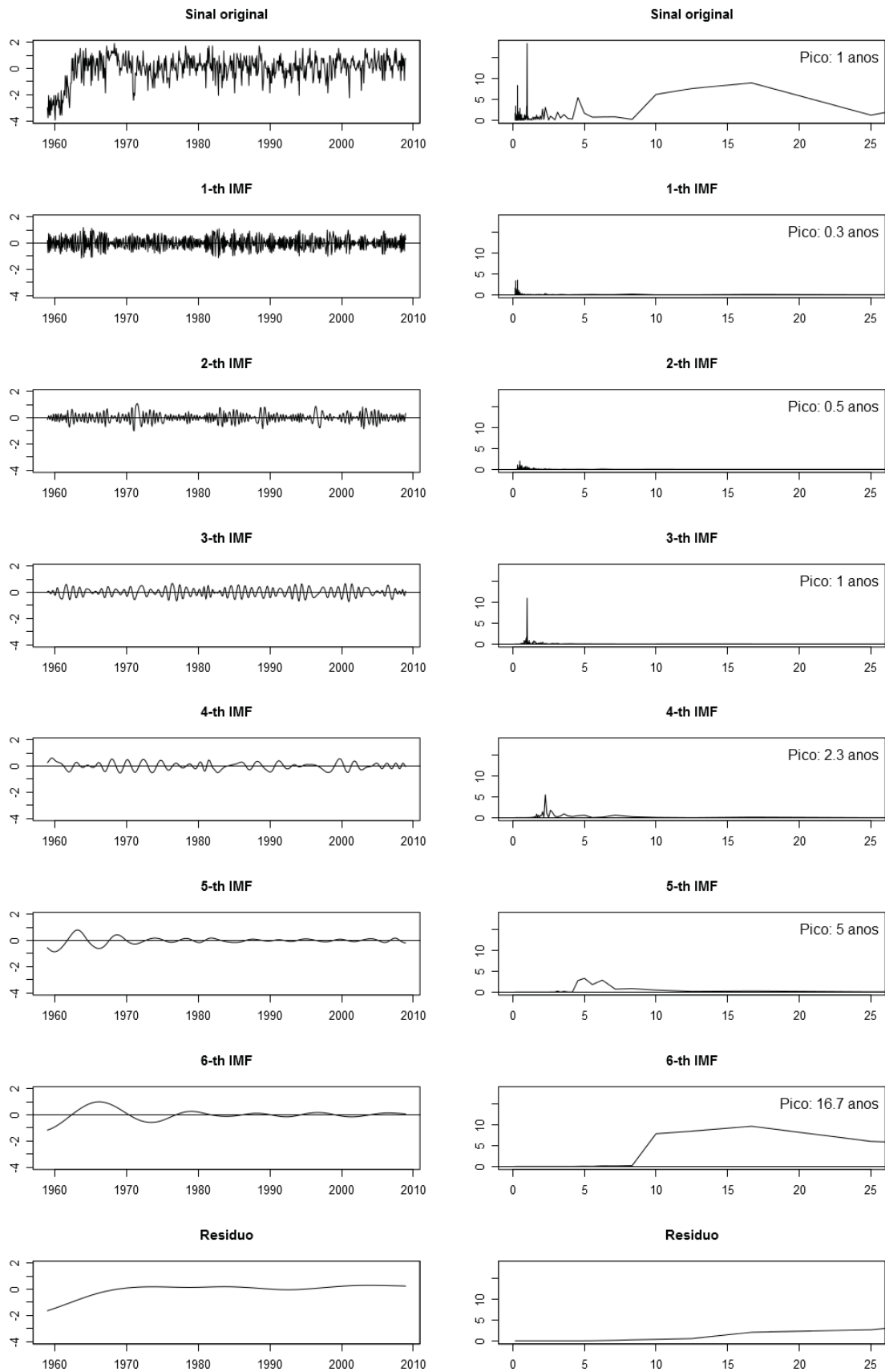


FIGURA 74 – DECOMPOSIÇÃO DOS SINAIS DE QUANTIDADE DE DIAS SEM CHUVA POR MÊS COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. A ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUO, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.

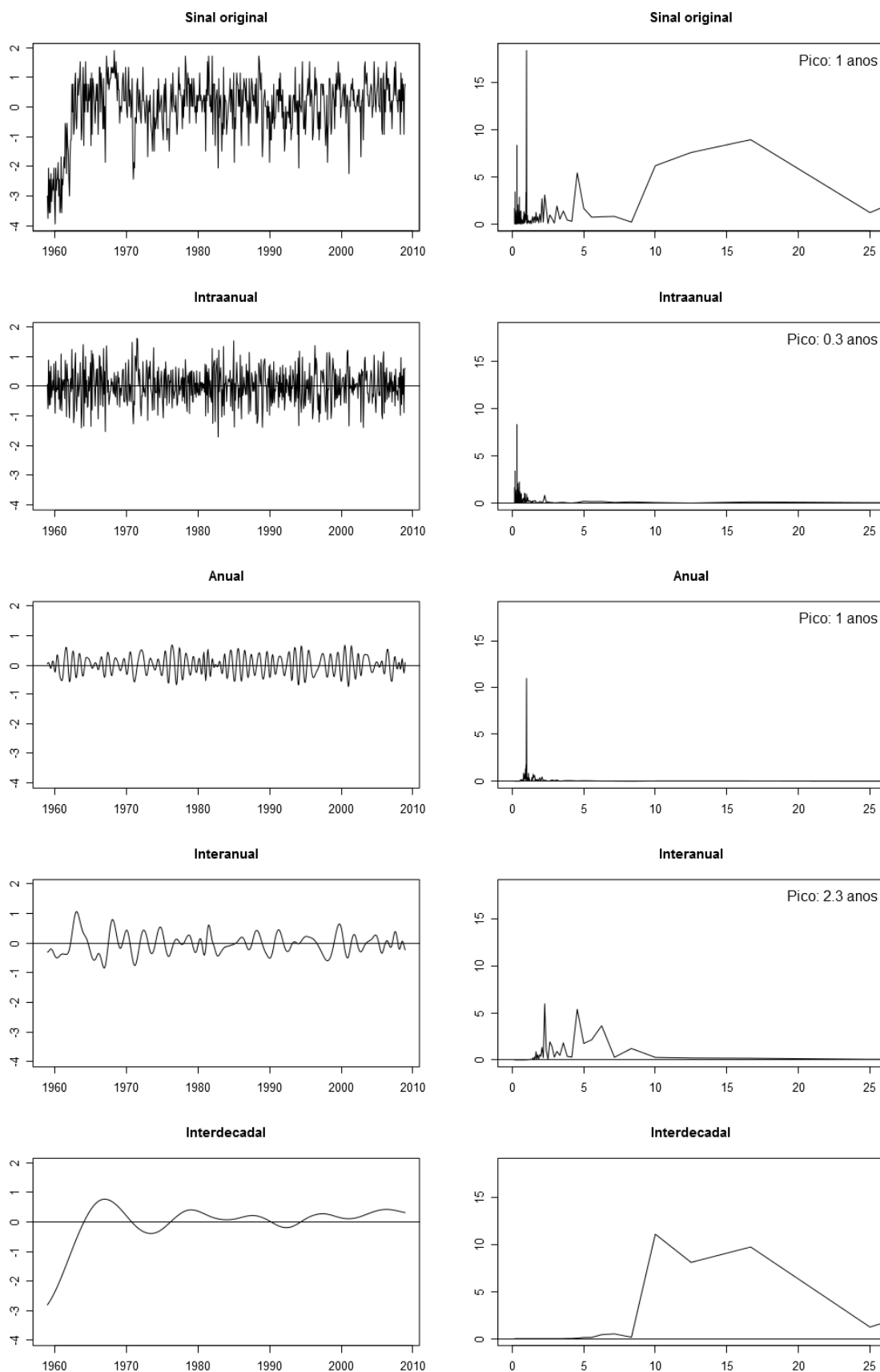


FIGURA 75 – IMF’S AGRUPADAS DE QUANTIDADE DE DIAS SEM CHUVA POR MÊS COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. A ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUOS AGRUPADOS, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.

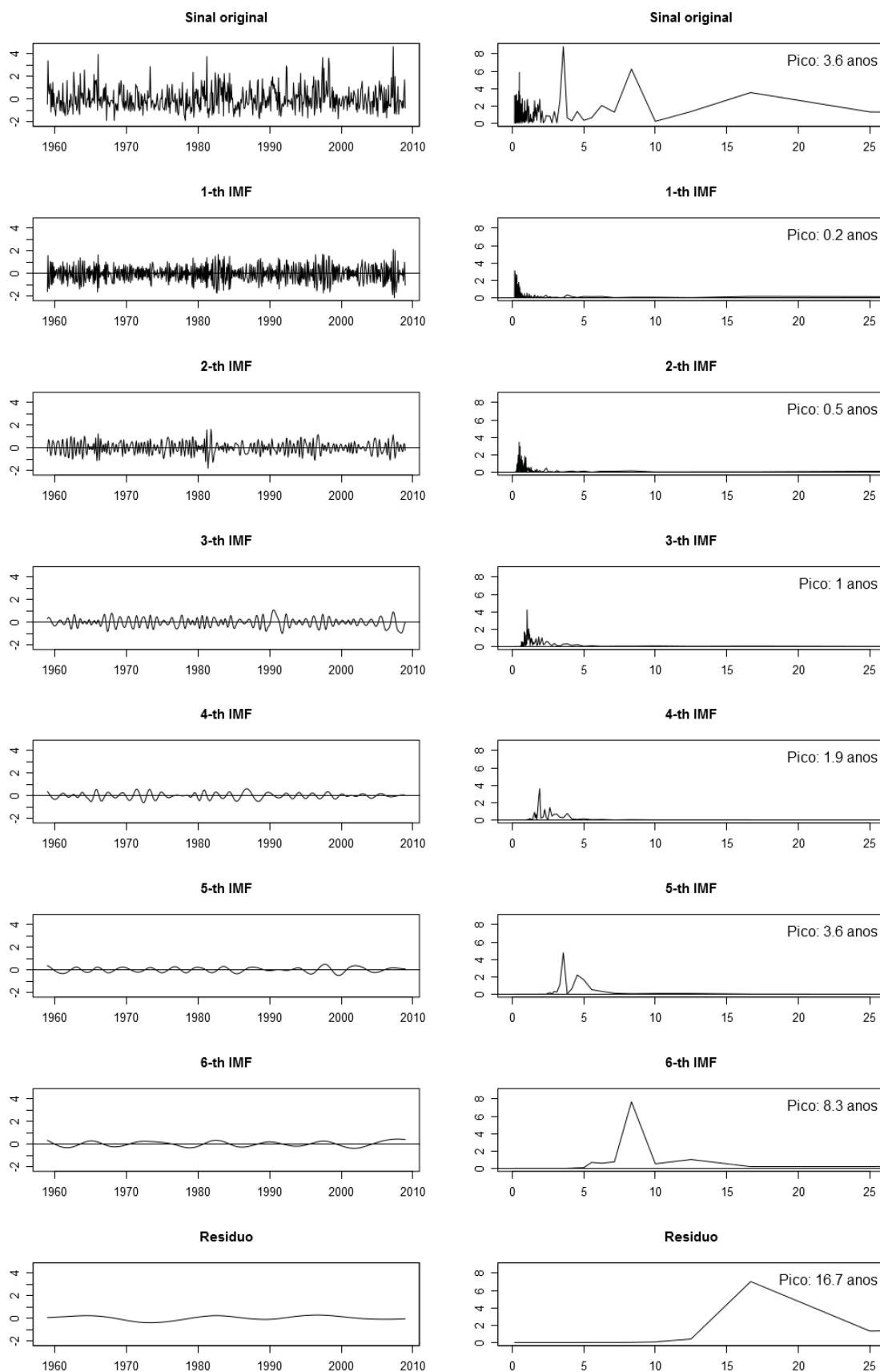


FIGURA 76 – DECOMPOSIÇÃO DOS SINAIS DE MÁXIMA PRECIPITAÇÃO DIÁRIA PARA CADA MÊS COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. A ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUO, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.

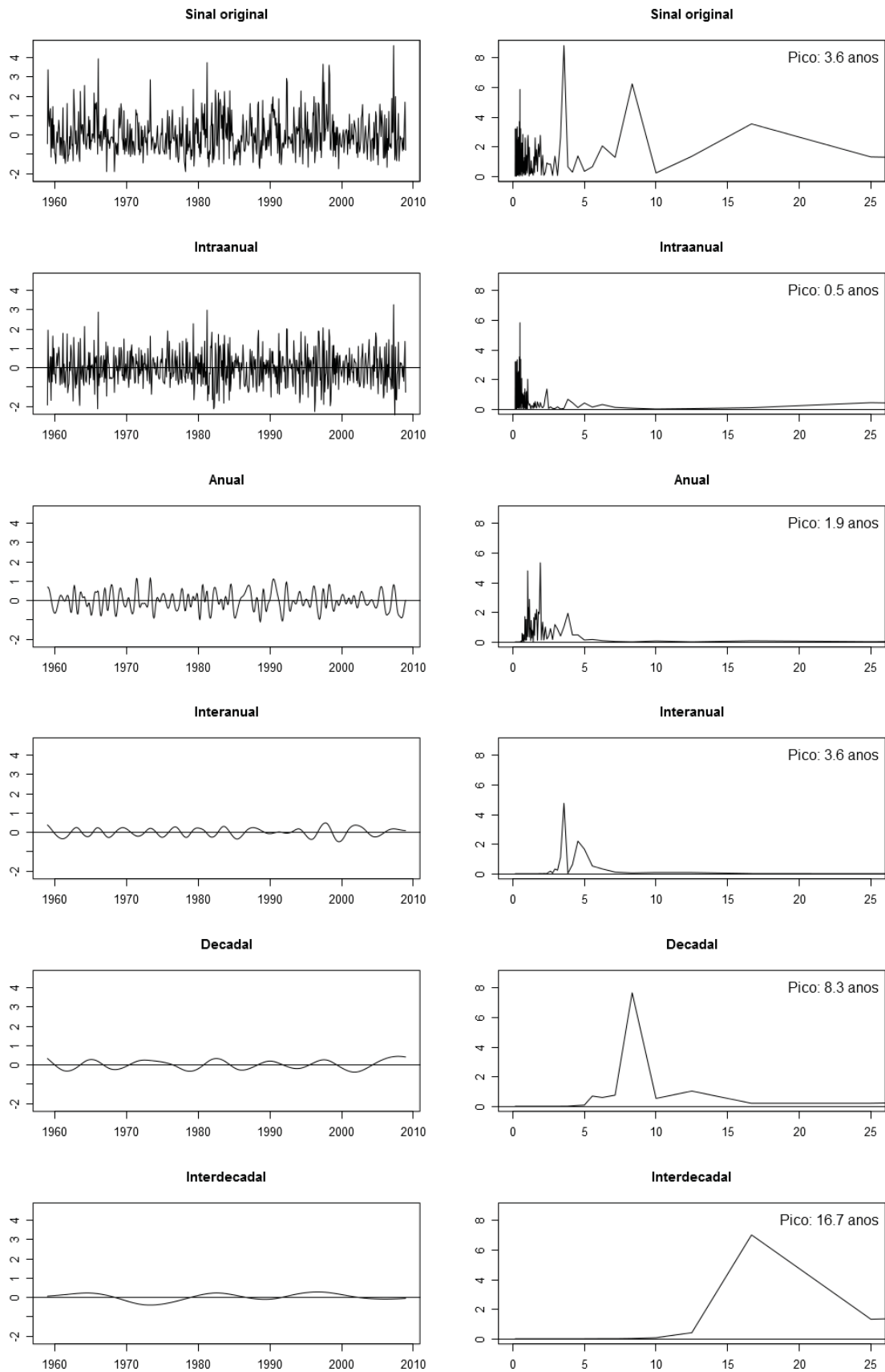


FIGURA 77 – IMF'S AGRUPADAS DE MÁXIMA PRECIPITAÇÃO DIÁRIA PARA CADA MÊS COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. A ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUOS AGRUPADOS, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.

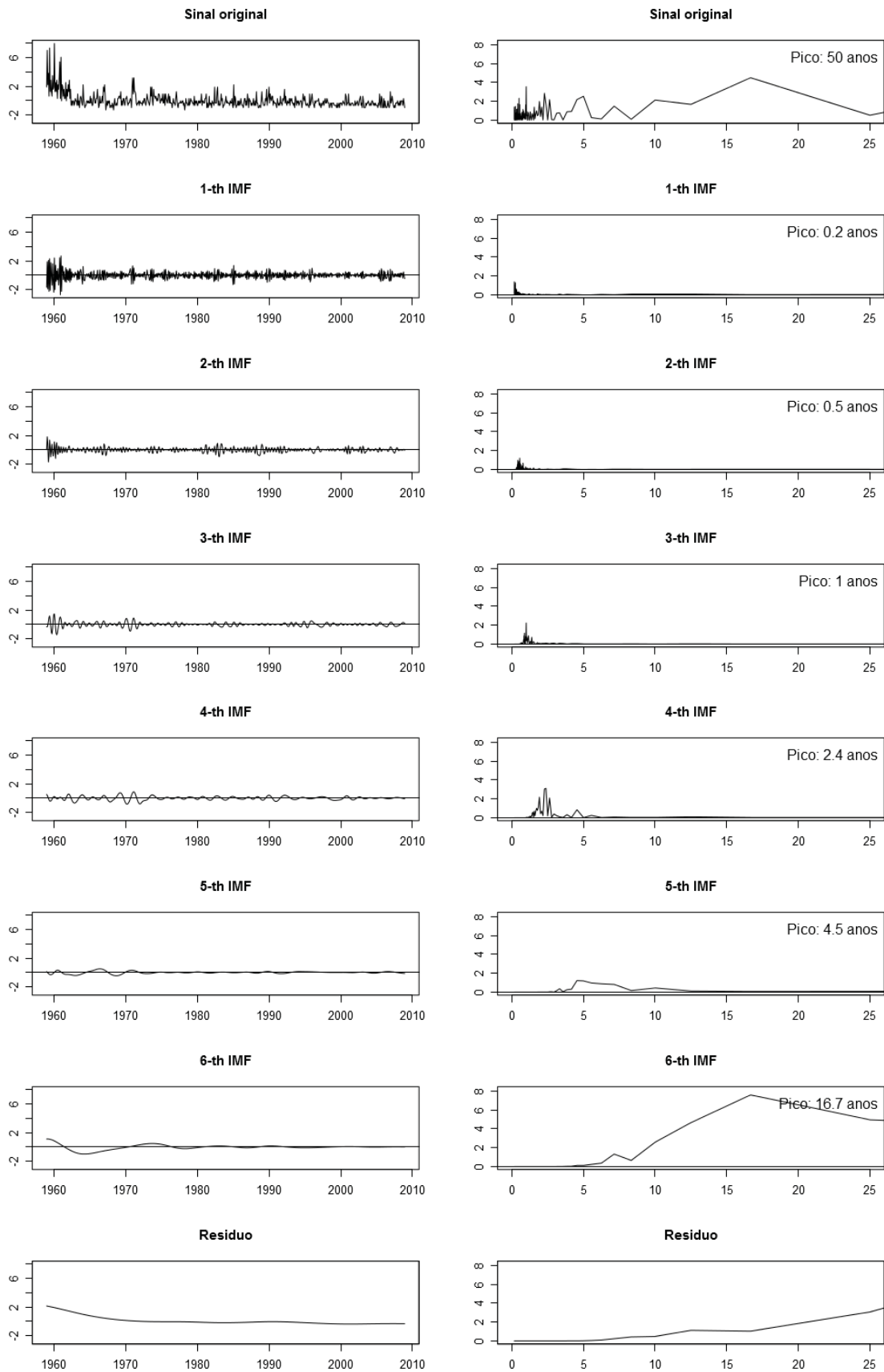


FIGURA 78 – DECOMPOSIÇÃO DOS SINAIS DE SEQUÊNCIA DE DIAS COM PRECIPITAÇÃO COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. A ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUO, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.

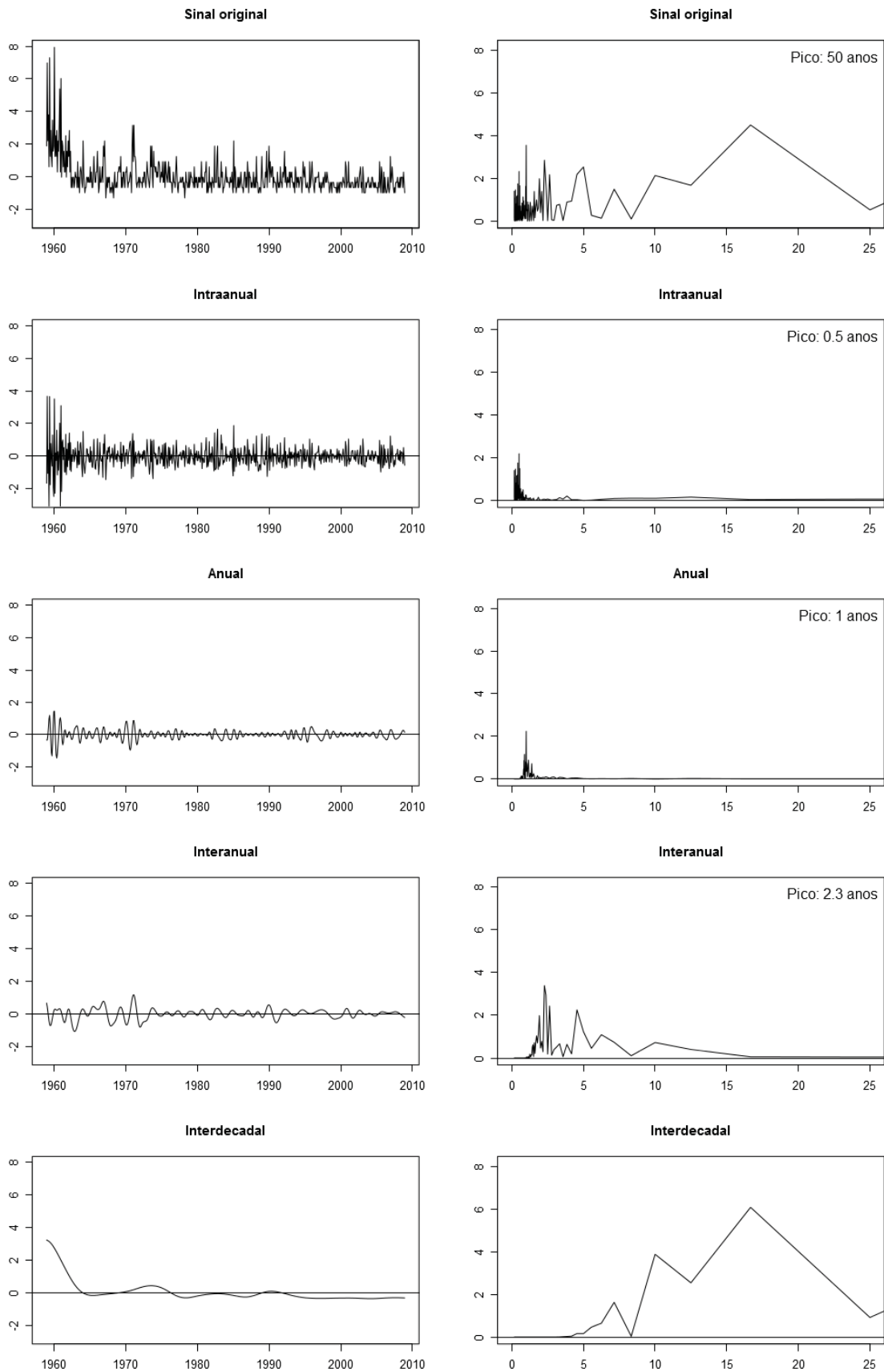


FIGURA 79 – IMF'S AGRUPADAS DE SEQUÊNCIA DE DIAS COM PRECIPITAÇÃO COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. A ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUOS AGRUPADOS, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.

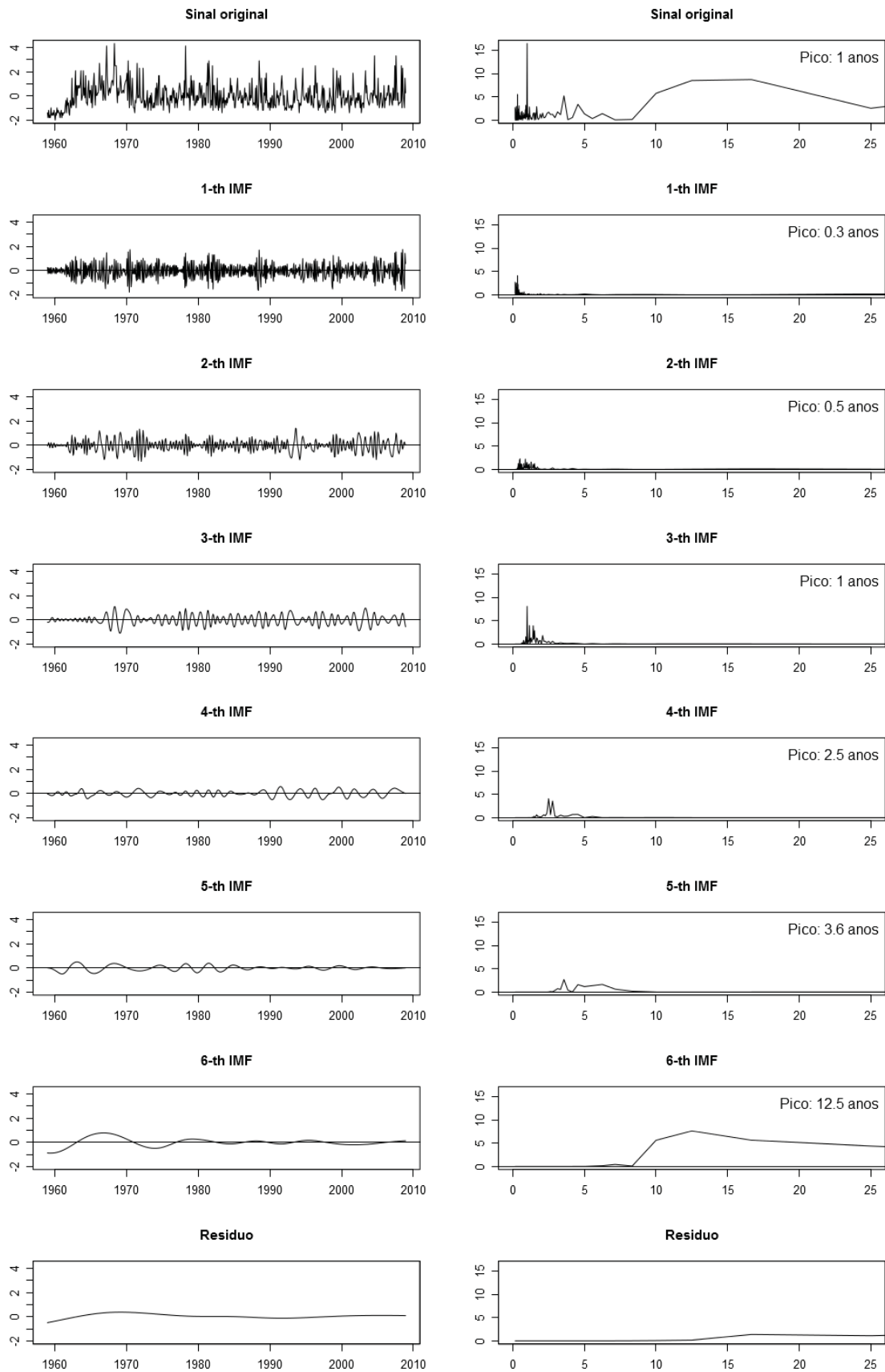


FIGURA 80 – DECOMPOSIÇÃO DOS SINAIS DE SEQUÊNCIA DE DIAS SEM PRECIPITAÇÃO COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. A ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUO, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.

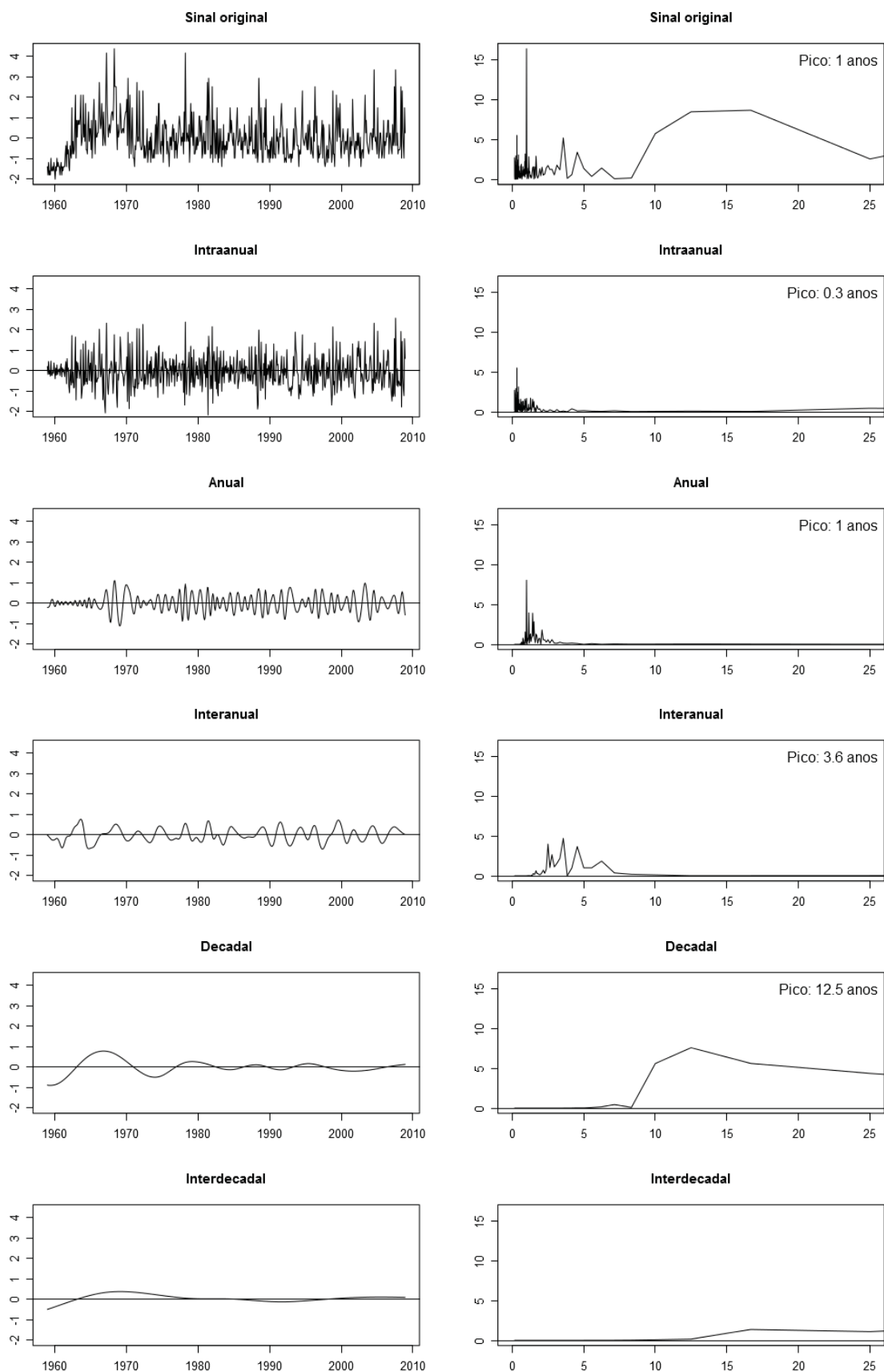


FIGURA 81 – IMF’S AGRUPADAS DE SEQUÊNCIA DE DIAS SEM PRECIPITAÇÃO COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. A ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUOS AGRUPADOS, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.

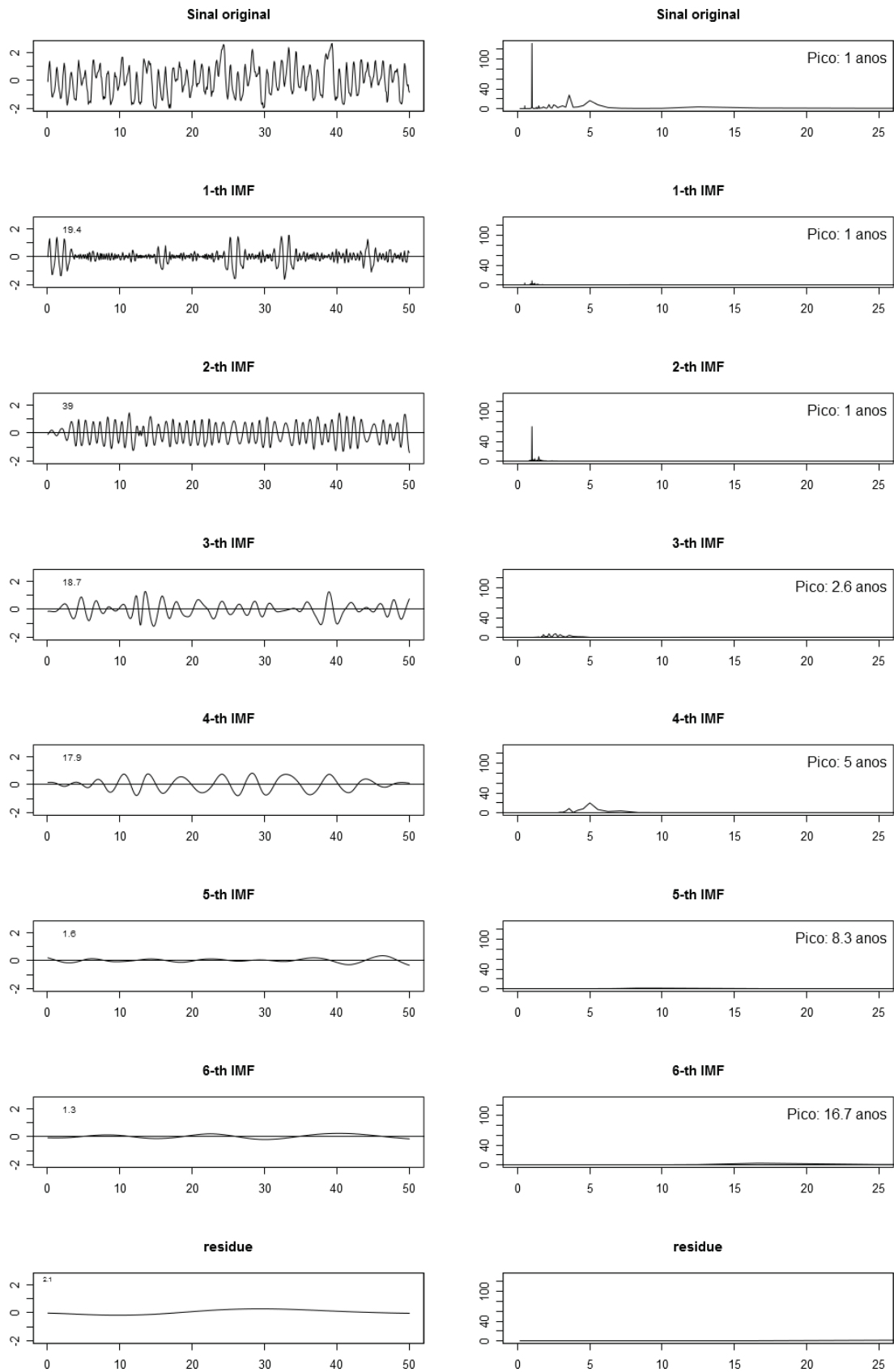


FIGURA 82 – DECOMPOSIÇÃO DOS SINAIS DE EL NIÑO 3 COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. A ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUO, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.

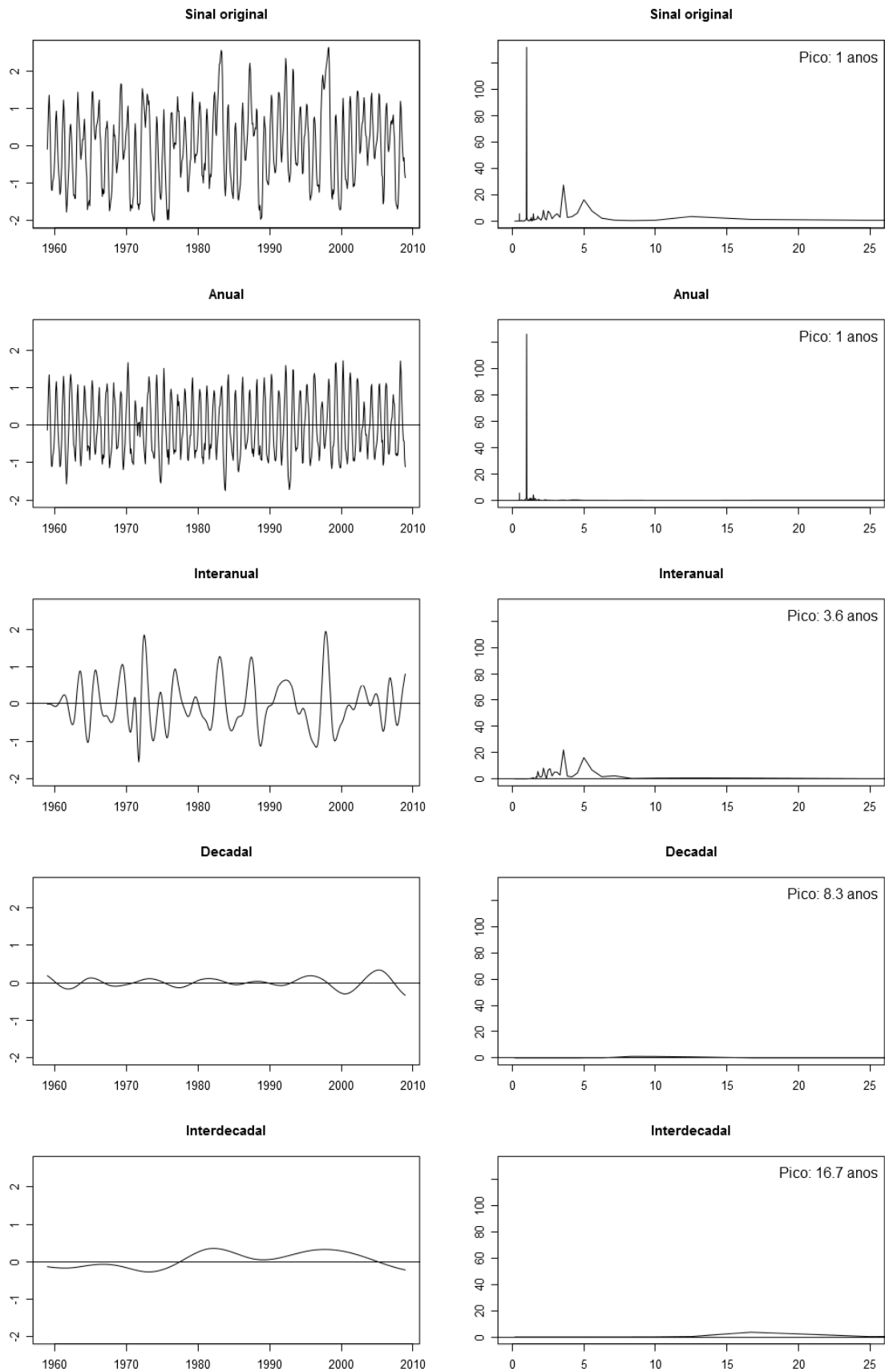


FIGURA 83 – IMF’S AGRUPADAS DE EL NIÑO 3 COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. A ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUOS AGRUPADOS, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.

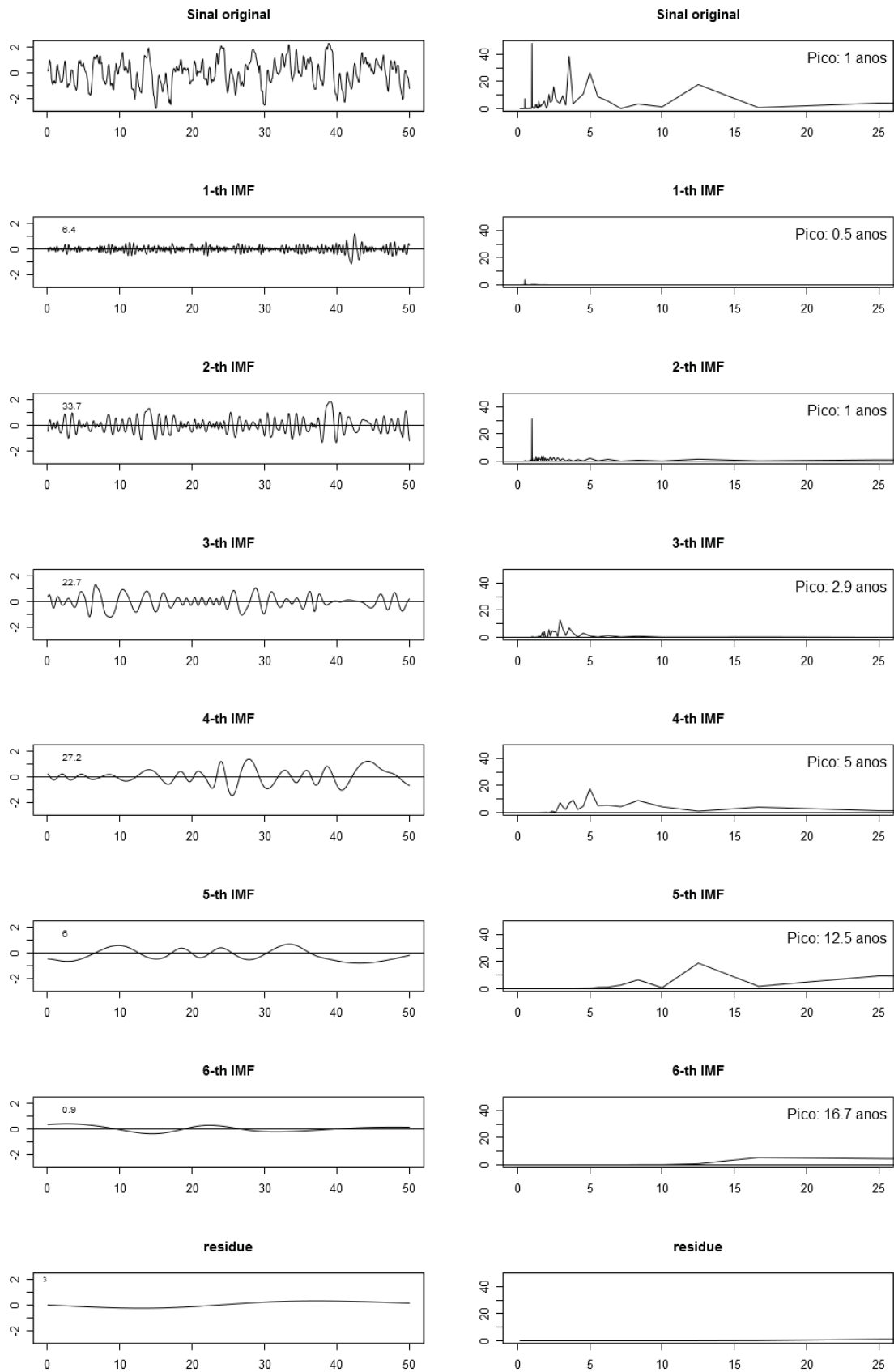


FIGURA 84 – DECOMPOSIÇÃO DOS SINAIS DE EL NIÑO 34 COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. A ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUO, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.

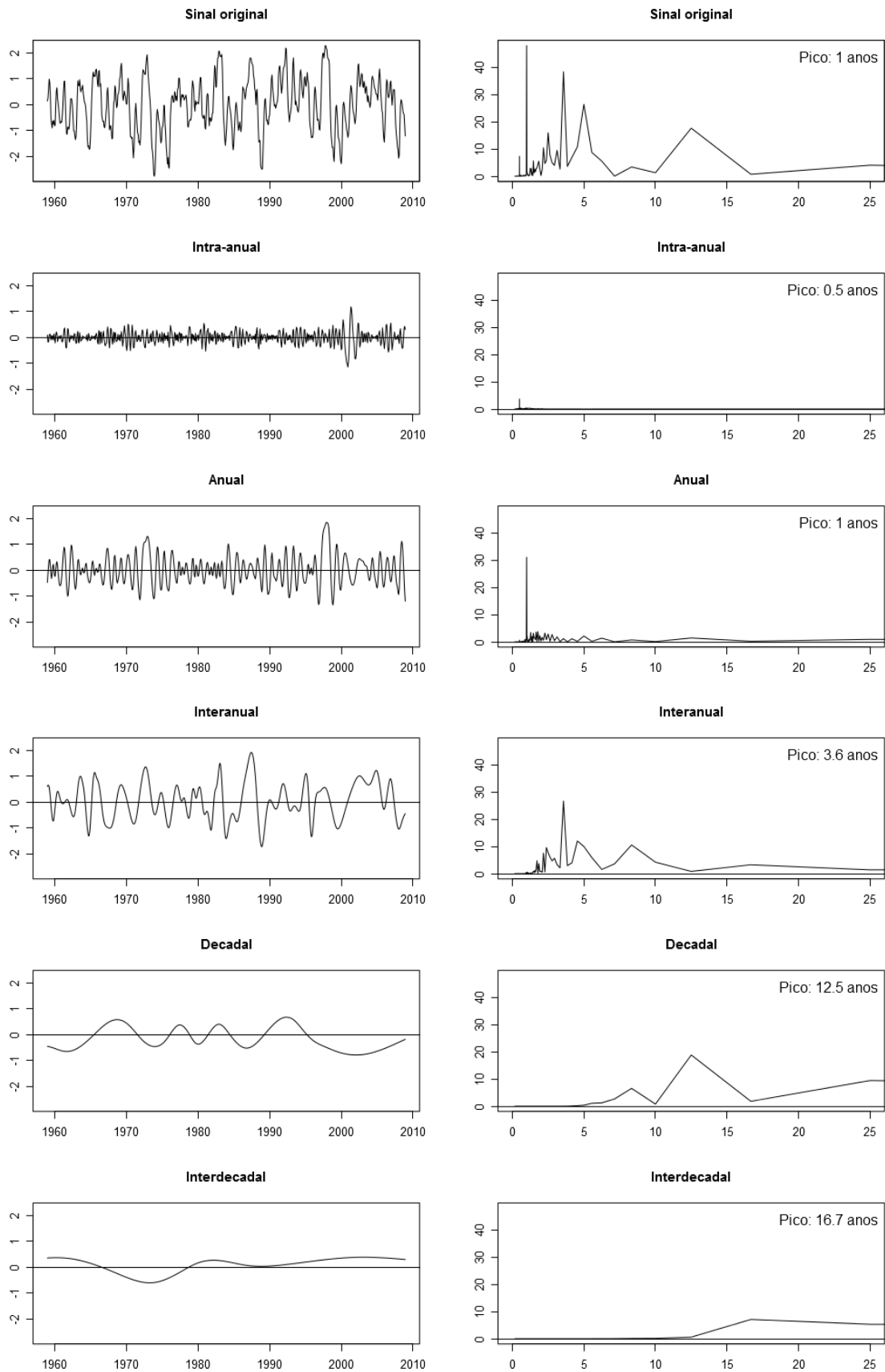


FIGURA 85 – IMF'S AGRUPADAS DE EL NIÑO 34 COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. A ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUOS AGRUPADOS, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.

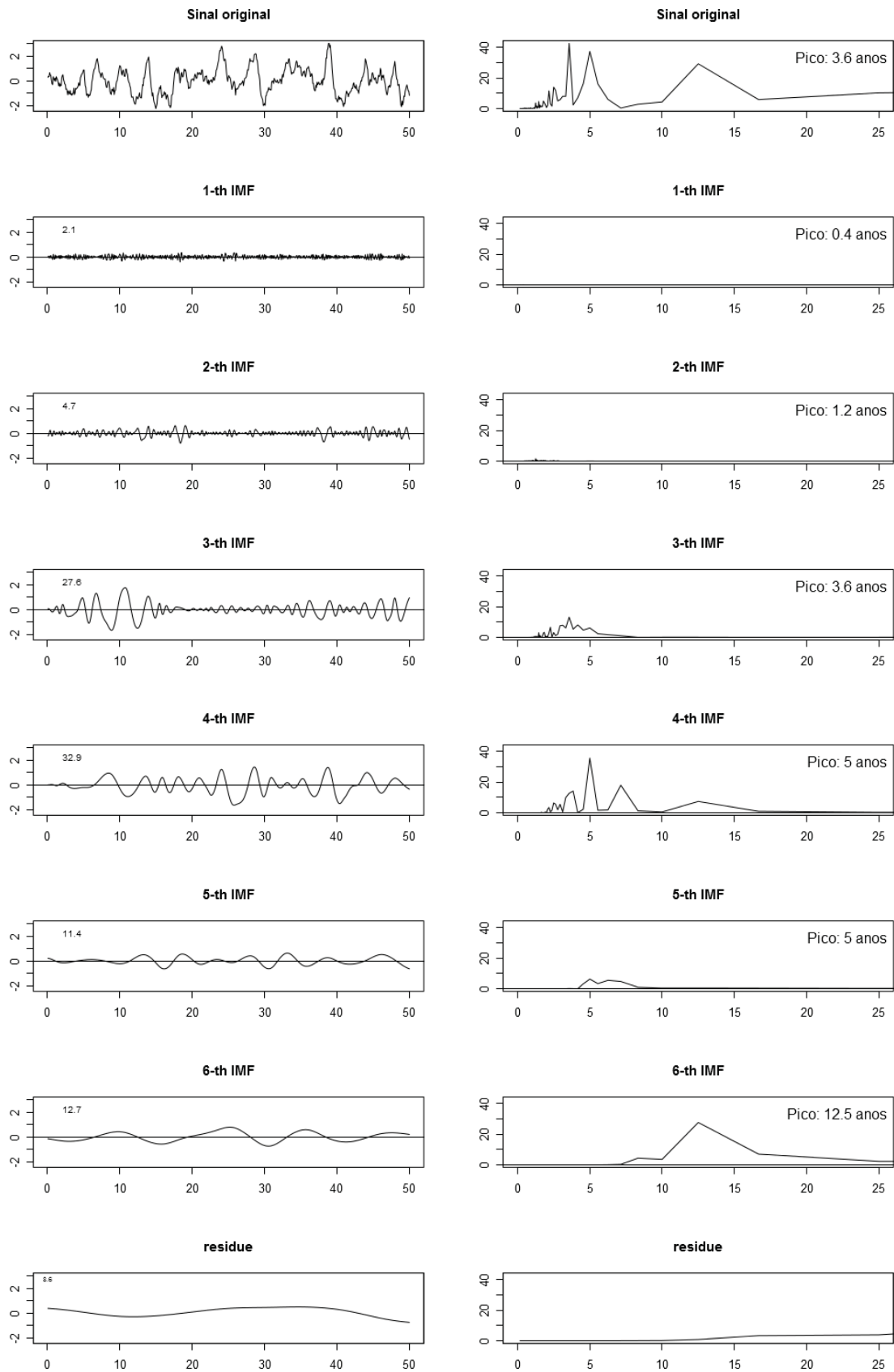


FIGURA 86 – DECOMPOSIÇÃO DOS SINAIS DE IPO COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. A ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUO, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.

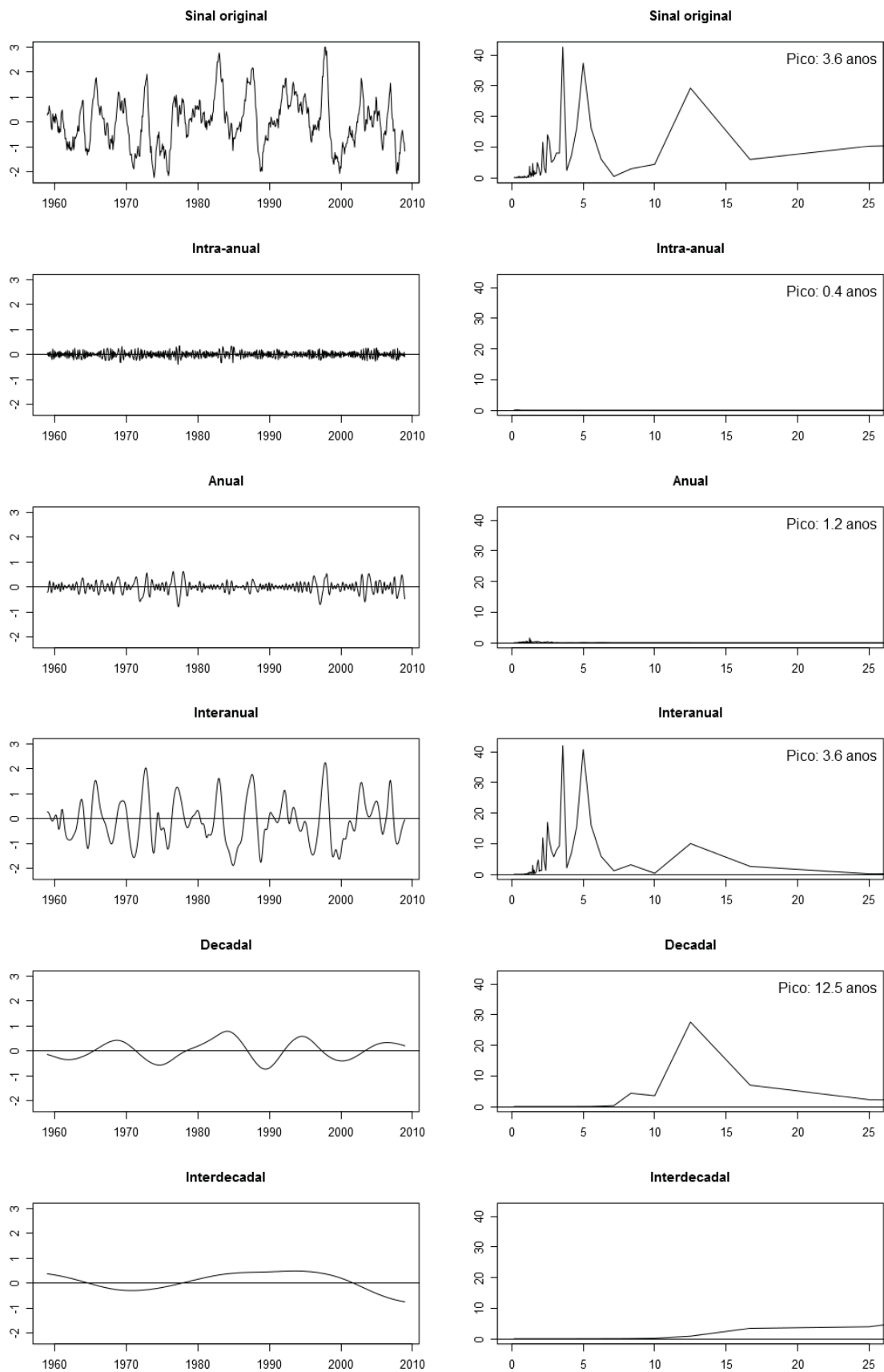


FIGURA 87 – IMF’S AGRUPADAS DE IPO COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. A ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUOS AGRUPADOS, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.

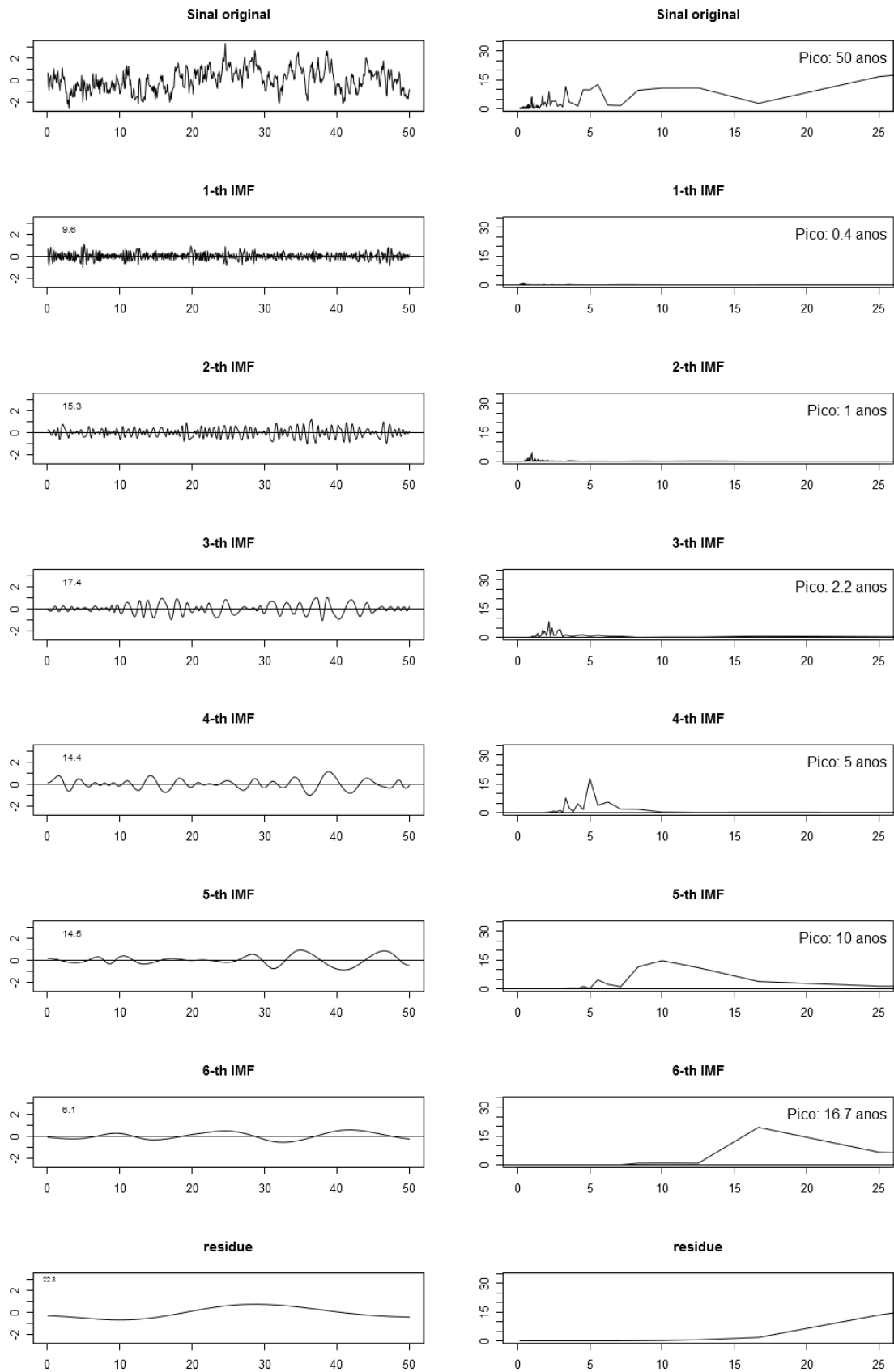


FIGURA 88 – DECOMPOSIÇÃO DOS SINAIS DE *PDO* COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. A ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUO, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.

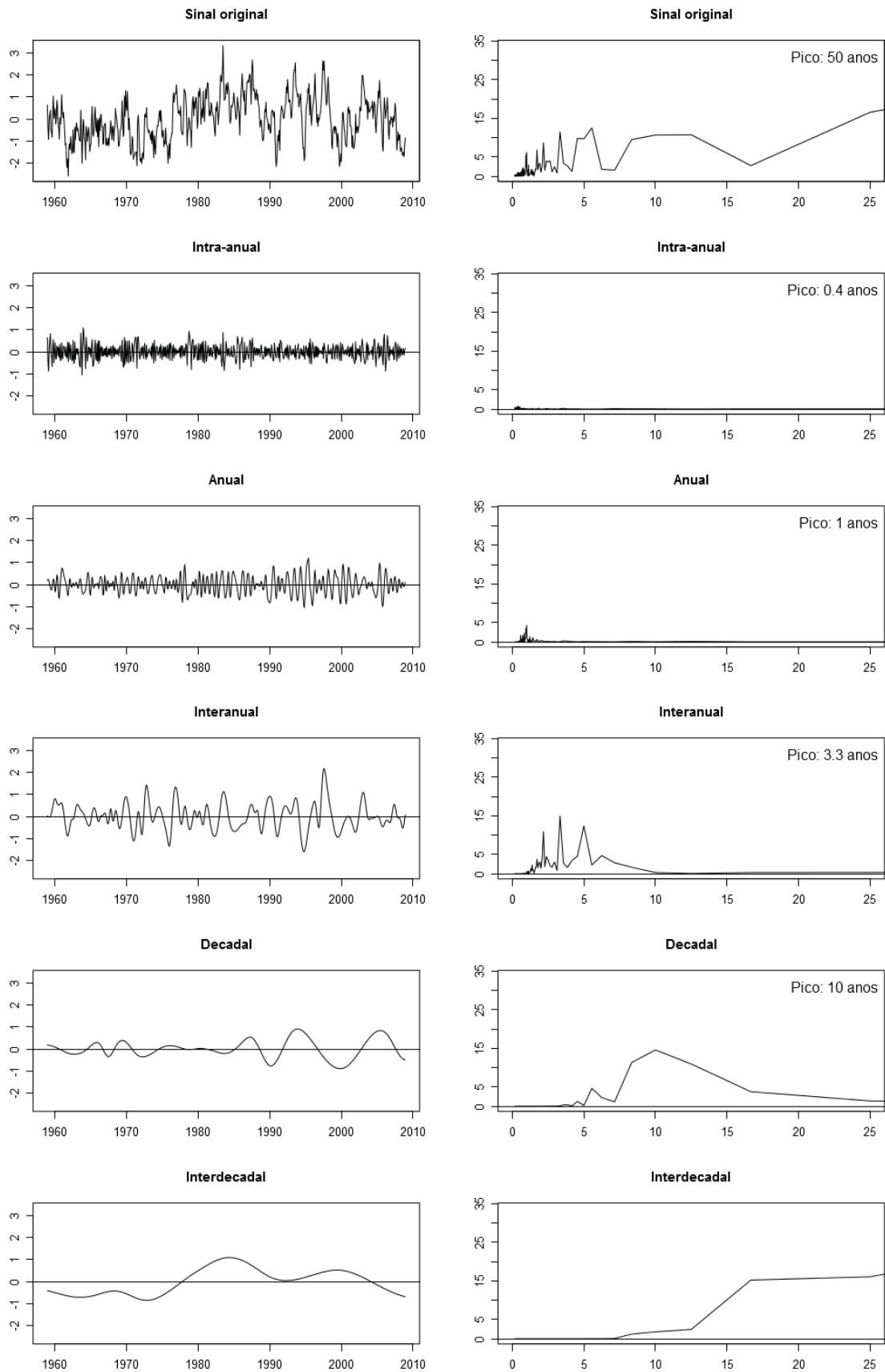


FIGURA 89 – IMF'S AGRUPADAS DE *PDO* COM IDENTIFICAÇÃO DO ESPECTRO DE POTÊNCIA. A ESQUERDA, SINAL ORIGINAL, IMFS E RESÍDUOS AGRUPADOS, E À DIREITA, ESPECTRO DE POTÊNCIA.