

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE CIÊNCIAS NATURAIS E EXATAS
CURSO DE GRADUAÇÃO EM METEOROLOGIA

Carolina Kannenberg

**DESAGREGAÇÃO DA TEMPERATURA DO AR DA ESCALA DIÁRIA
PARA HORÁRIA PARA O SUL DO BRASIL**

Santa Maria, RS
2016

Carolina Kannenberg

**DESAGREGAÇÃO DA TEMPERATURA DO AR DA ESCALA DIÁRIA PARA
HORÁRIA PARA O SUL DO BRASIL**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Graduação em Meteorologia da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Bacharel em Meteorologia**.

ORIENTADOR: Prof. Jônatan Dupont Tatsch

Santa Maria, RS
2016

Carolina Kannenberg

**DESAGREGAÇÃO DA TEMPERATURA DO AR DA ESCALA DIÁRIA PARA
HORÁRIA PARA O SUL DO BRASIL**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Graduação em Meteorologia da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Bacharel em Meteorologia**.

Aprovado em 21 de dezembro de 2016:

Jônatan Dupont Tatsch, Dr. (UFSM)
(Presidente/Orientador)

Angelica Durigon, Dr. (UFSM)

Daiane de Vargar Brondani, Msc. (UFSM)

Santa Maria, RS
2016

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador Prof. Dr. Jônatan Dupont Tatsch, pela orientação, apoio e confiança.

Aos meus colegas de laboratório, Roilan, Felipe, André e Guilherme, por terem sido meus parceiros, por toda ajuda, pelas conversas e risadas. Formamos, juntos, o melhor laboratório.

As minhas amigas, Caroline e Gabriela, por terem sido tão amigas, parceiras e fiés. Por terem me aguentado (até morando com vocês). Por terem me incentivado a gostar e ficar em Santa Maria.

As minhas amigas do Mauá (do Mauá pra vida), Olívia, Carolina, Yasmin, Mariana e Natália. Obrigada por sempre estarem comigo e, terem mostrado que não importa a distância, tem amigas que são para a vida.

Ao meu namorado, Lucas Augusto Fagundes. Obrigada por todo amor e carinho.

A família Schimdt e Kannenberg. Obrigado por todo incentivo e carinho.

A família, meu pai, minha mãe e minhas irmãs. Obrigado pelo apoio, exemplo e principalmente por não me deixarem desistir. Eu amo vocês!

A todos que direta ou indiretamente fizeram parte da minha formação, o meu muito obrigado.

Agredecimento à FAPERGS (Proj. 1988-2551/13-3) e ao CNPQ (Proj. 461130/2014-9).

Agradecimento ao INMET, pela disponibilidade dos dados.

RESUMO

DESAGREGAÇÃO DA TEMPERATURA DO AR DA ESCALA DIÁRIA PARA HORÁRIA PARA O SUL DO BRASIL

AUTORA: Carolina Kannenberg
ORIENTADOR: Jônatan Dupont Tatsch

A modelagem da variação horária da temperatura do ar (T_{ar}) é crucial para entender as observações dos extremos diários da temperatura do ar (Temperatura máxima - T_x , e mínima - T_n) em aplicações que requerem a simulação da fenologia da cultura e de processos fisiológicos, como em modelos agrometeorológicos e de conforto térmico humano e animal, respectivamente, concepção de sistemas fotovoltaicos que convertem a radiação solar diretamente em eletricidade e em modelos climáticos e hidrometeorológicos. Porém a extensão das séries de T_{ar} horária registradas por Estações meteorológicas Automáticas (EMA) no Brasil são relativamente curtas (~ 8 anos) e com uma quantidade significativa de falhas, em comparação a Estações meteorológicas Convencionais (EMC), que possuem resolução diária. Foi calibrado e validado o modelo híbrido de desagregação temporal da T_{ar} (MHDT) da escala diária para horária (Eccel 2010), baseado nas informações de T_x e T_n , para o sul Brasil. Foram utilizados dados das EMAs do INMET, localizadas sul do Brasil, no período de 2008 a 2014. Para fins de comparação foi utilizado o modelo WAVE, o qual é relativamente mais simples. Encontrou-se, também, a frequência de ocorrência dos horários das T_{ar} extremas diárias. O horário da T_n é mais frequente às 5 horas da manhã na maioria das EMA, mas verificou-se um pico secundário às 23h. O horário mais frequente da T_x é às 14h. O ciclo diurno médio das EMAs estimado pelo MHDT apresentou um padrão mais consistente ao observado que o modelo WAVE. Para análise foi obtido os índices: RMSE (raiz quadrática média do erro, $^{\circ}\text{C}$), R^2 (coeficiente de determinação), Viés (em $^{\circ}\text{C}$). As estatísticas da validação para as EMAs indicaram que o Viés não apresentou tendência sistemática de super ou subestimativa, com média de 0,05 $^{\circ}\text{C}$. O RMSE médio foi de 1,8 $^{\circ}\text{C}$ e o R^2 de 0,88. Os resultados indicam adequada representação do MHDT da variação horária da temperatura do ar para o sul do Brasil para diversas aplicações, como: modelos fenológicos baseados na soma térmica em graus dia; e modelos de conforto térmico animal e humano. Adicionalmente, o método pode ser uma alternativa para o preenchimento das falhas frequentes nas séries de temperaturas horárias das EMA e na geração de séries horárias da T_{ar} fornecida por projeções climáticas globais, geralmente disponíveis na resolução diária.

Palavras-chave: ciclo diário da Temperatura do ar, regime térmico, desagregação temporal, Sul do Brasil

ABSTRACT

DISAGGREGATION OF AIR TEMPERATURE FROM DAILY SCALE TO HOURLY FOR THE SOUTH OF BRAZIL

AUTHOR: Carolina Kannenberg

ADVISOR: Jônatan Dupont Tatsch

The modeling of hourly air temperature (Tar) variation is very important to extend the observations of the daily extremes of temperature (maximum temperature - T_x , and minimal - T_n) in applications for the simulation of crop phenology and the physiological processes, as in agrometeorological models and human and animal thermal comfort, respectively, design of photovoltaic systems that convert solar radiation directly into electricity and in climatic and hydrological models. However, the length of time series recorded by Automatic Weather Stations (EMA) in Brazil is relatively short (~ 8 years) and have a significant number of failures compared to Conventional Weather Stations (EMC), which have a daily resolution . The hybrid model for temporal disaggregation of Tar (MHDT) from daily scale to hourly scale (Eccel 2010) have been calibrated and validated, based on the daily T_{max} and T_{min} , for the south of Brazil. We used measurements of hourly Tar from twelve EMA from INMET, from 2008 to 2014. For comparison, the WAVE model have been used, which is relatively simpler. It was also found the times of occurrence of T_x and T_n hours. The time of T_n is more frequent at 5AM in the most of EMA, but there was a secondary peak at 11PM. The most frequent it's T_x at 2PM. The mean daily cycle air temperature of EMA, which was estimated by the MHDT presented a more consistent pattern with observation than the WAVE model. For the analysis, the following index errors were obtained: RMSE (mean square root of error, $^{\circ} C$), R^2 (coefficient of determination) and Bias (in $^{\circ} C$). The validation statistics for the EMA indicated that the bias didn't present a systematic tendency of super or underestimate, with a mean of $0.05 ^{\circ} C$. The mean RMSE was $1.8 ^{\circ} C$ and the R^2 was 0.88. Our results point that the MHDT has great potential for application for downscaling the Tar daily values to hourly scale, providing hourly Tar with good accuracy to be used in phenological models, which are based on thermal accumulation in degree-days; and models for animal and human thermal comfort. Furthermore, this method can be an alternative to the gap-filling of hourly temperatures for EMA from INMET and the generation of hourly Tar provided in climate projections from global models, generally available in daily time resolution.

Keywords: daily cycle of air temperature, thermal regime, temporal disaggregation, south of Brazil

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Classificação Climática de Köppen para o Sul do Brasil	12
Figura 2.2 – Ciclo anual da temperatura na região Sul do Brasil	12
Figura 2.3 – a. Temperatura mínima média para os meses de junho, julho e agosto para o sul do Brasil e b. Temperatura máxima média para os meses de dezembro, janeiro e fevereiro para o sul do Brasil	13
Figura 2.4 – Temperatura média no ano para o sul do Brasil	13
Figura 2.5 – Ciclo diurno médio observado da temperatura do ar para a região sul do Brasil, através de dados das EMAs, no período de 2008-2015.	14
Figura 2.6 – Temperatura do ar horária, em Santa Maria - RS, do dia 11 ao dia 13 de agosto de 2012, onde ocorreu a passagem de uma frente fria no dia 12.	14
Figura 2.7 – Exemplo da Tar horária calculada pelo método <i>WAVE</i>	16
Figura 2.8 – Exemplo da Tar horária calculada pelo método <i>TM</i>	17
Figura 2.9 – Exemplo do ciclo diurno da Tar horária calculada pelo aperfeiçoamento do modelo <i>TM</i> proposto por Eccel (2010b)	19
Figura 3.1 – Localização das <i>EMAs</i> do INMET no sul do Brasil	23
Figura 3.2 – Oadronização do período de dados	23
Figura 3.3 – (a) Disponibilidade mensal (% de dados válidos) para cada EMA da região Sul do Brasil. (b) Evolução temporal mensal do número de EMAs.	24
Figura 4.1 – Frequência de ocorrência do H_n e H_x para o sul do Brasil	28
Figura 4.2 – Frequência de ocorrência sazonal do H_n	28
Figura 4.3 – Frequência de ocorrência sazonal do H_x	29
Figura 4.4 – Razão entre a frequência de ocorrência de H_n às 23 por H_n às 5h para cada <i>EMA</i>	29
Figura 4.5 – Frequência acumulada da razão entre a frequência de ocorrência de H_n às 23 por H_n às 5h	30
Figura 4.6 – Diagrama de dispersão da razão entre a frequência de ocorrência de H_n às 23 por H_n às 5h pela temperatura média	30
Figura 4.7 – Ciclo diurno médio observado e estimados da <i>Tar</i>	31
Figura 4.8 – Ciclos diurnos do erro médio sazonais da <i>Tar</i> estimados pelos métodos MHDT e <i>WAVE</i>	32
Figura 4.9 – Diagrama de Taylor para os métodos MHDT e <i>WAVE</i>	33
Figura 4.10 – Avaliação dos métodos de desagregação da <i>Tar</i> (MHDT e <i>WAVE</i>) através da variação espacial do viés para o sul do Brasil, no período de 2008-2012	34
Figura 4.11 – Diagrama de dispersão do viés com a longitude e amplitude térmica	35
Figura 4.12 – Avaliação dos métodos de desagregação da <i>Tar</i> (MHDT e <i>WAVE</i>) através da variação espacial do RMSE para o sul do Brasil, no período de 2008-2012	35
Figura 4.13 – Diagrama de dispersão da tendência do RMSE com a longitude e amplitude térmica	36
Figura 4.14 – Avaliação dos métodos de desagregação da <i>Tar</i> através da variação espacial do R^2	37
Figura 4.15 – Histograma dos índices estatísticos do período calibrado e validado	37

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1 – Horários dos extremos de T_{ar} observada e desagregada pelos médios WAVE e MHDT correspondente ao ciclo diurno médio.....	32
Tabela A.1 – Informações das EMAs do Rio Grande do Sul.....	43
Tabela A.2 – Informações das EMAs de Santa Catarina	44
Tabela A.3 – Informações das EMAs do Paraná	44
Tabela B.1 – Parâmetro H_n para cada EMA e para cada mês	46
Tabela B.2 – Parâmetro H_x para cada EMA e para cada mês	47
Tabela B.3 – Parâmetro H_{ps} para cada EMA e para cada mês	48
Tabela B.4 – Parâmetro C para cada EMA e para cada mês	49
Tabela B.5 – Parâmetro k para cada EMA	50

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

Tar Temperatura do Ar

Tarh Temperatura do Ar horária

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	9
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	11
2.1	REGIME TÉRMICO DA REGIÃO SUL DO BRASIL	11
2.2	MÉTODOS DE DESAGREGAÇÃO DA TEMPERATURA DO AR	15
2.2.1	Método WAVE	15
2.2.2	Método misto (curva senoidal e exponencial)	16
2.2.3	Modelo de Temperatura (TM)	17
2.2.4	Aperfeiçoamento do TM	18
2.3	MEDIDAS DE DESEMPENHO	19
3	METODOLOGIA	22
3.1	DADOS UTILIZADOS	22
3.1.1	Período de dados	22
3.2	MÉTODOS DE DESAGREGAÇÃO DA TAR	25
3.2.1	Calibração e Validação	25
3.3	AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO DO MODELO	26
3.4	DETALHES COMPUTACIONAIS	26
4	RESULTADOS	27
4.1	FREQUÊNCIA DE OCORRÊNCIA DO H_N E H_X	27
4.2	CICLO DIURNO MÉDIO	31
4.3	DESEMPENHO DOS MÉTODOS DE DESAGREGAÇÃO DA TAR	33
5	CONCLUSÃO	38
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	40
	APÊNDICE A – TABELAS DE INFORMAÇÕES DAS EMAS	43
	APÊNDICE B – PARÂMETROS CALIBRADOS	45

1 INTRODUÇÃO

A caracterização do regime térmico horário da temperatura do ar (T_{ar}) é imprescindível para aplicações ambientais, agrícolas, hidrológicas, energéticas e climáticas. Exemplos de uso dessa informação incluem: a simulação da fenologia de culturas agrícolas em modelos agrometeorológicos para fins de manejo agrícola (REA; ECCEL, 2006); modelagem do conforto térmico humano e animal(THOMPSON et al., 2014); simulação hidrológica para avaliação de impactos do clima nos recursos hídricos (Tang, Oki e Hu (2008), Waichler e Wigmosta (2002)) ; concepção de sistemas fotovoltaicos de conversão da radiação solar em eletricidade (AL-AJLAN; FARIS; KHONKAR, 2003) e a previsão da demanda por eletricidade (SAILOR, 2001).

As medidas de T_{ar} necessárias para aplicação dessas ferramentas são mais prontamente disponíveis com resolução temporal diária. Registros horários de T_{ar} fornecem condições mais detalhadas para representação da resposta dos sistemas por meio dos processos físicos, químicos e biológicos simulados. Entretanto, a disponibilidade de dados horários de T_{ar} é incipiente no Brasil. Medidas horárias de T_{ar} são realizadas por Estações meteorológicas Automáticas (*EMA*) do *INMET*, com séries temporais mais curtas (~ 8 anos) e uma quantidade significativa de falhas em comparação a séries históricas diárias de temperatura máxima (T_x) e temperatura mínima (T_n) obtidas por Estações Meteorológicas Convencionais (*EMC*).

Uma alternativa é a utilização de dados de reanálises meteorológicas que atualmente fornecem dados em resolução temporal horária, resolução espacial moderada (~ 50 km) e cobertura espacial global (SAHA et al., 2010), apesar da tendência de subestimativa da precipitação convectiva e de superestimativa da precipitação de grande escala (SILVA; KOUSKY; HIGGINS, 2011). Essa limitação devido a resolução espacial insuficiente para representação de processos físicos de menor escala produz erros no ciclo diurno da Tar próxima a superfície.

Para estimativa das características meteorológicas sobre grandes regiões os dados das *EMAs* são tipicamente usados como a base para técnicas de interpolação. Assim se pode obter informações horárias no domínio espacial de interesse. Mas para estimativa da temperatura horária para períodos de tempo diferentes daqueles para os quais as medidas estão sendo realizadas uma interpolação temporal (ou extração) é necessária usando valores de diárias obtidos a partir de horários discretos. A reconstrução do ciclo diurno da T_{ar} pode ser feita com funções matemáticas a partir dos dados de T_x e T_n (SADLER; SCHROLL, 1996) que variam em grau de complexidade e sofisticação .

O sul do Brasil tem grande contribuição para economia brasileira através da produção agrícola, principalmente de soja, milho, arroz irrigado e cana-de-açúcar. A

estimativa da produtividade dessas culturas depende da variação sub-diária da Tar que tem efeito direto no desenvolvimento e crescimento dessas culturas, com base no acúmulo de graus-dia a partir dos graus-hora. Na literatura nacional, encontram-se poucas referências de modelagem da Tar horária e com limitada cobertura espacial, tal como localidades no Sudeste e no Nordeste. Por exemplo, Ramos et al. (2011) desagregou a Tar da escala diária para horária para Botucatu- SP, e Petrolina-PE, utilizando a técnica de geoestatística de Krigagem Ordinária. Oliveira-Júnior, Lyra e Mendes (2015) compararam dois modelos baseados em curvas senoidais (Zolnier (1996), Campbell e Norman (1998)) para estimar a Tar horária de duas estações meteorológicas localizadas na Região Metropolitana do Rio de Janeiro.

Portanto, a proposta deste trabalho de conclusão de curso é validar um método de desagregação temporal da Tar que considere o efeito da nebulosidade a fim de obter melhor caracterização do regime térmico do sul do Brasil. Para tanto, as seguintes metas específicas foram delineadas: (i) determinar a frequência de ocorrência dos horários de T_x e T_n , (ii) calibrar e validar o modelo híbrido de desagregação temporal da Tar (MHDT, Eccel (2010b)), utilizando-se dados horários das EMAs do INMET; (iii) avaliar o desempenho do MHDT espacialmente e em relação ao modelo WAVE utilizado no modelo ROOTSIMU (HOOGENBOOM; HUCK, 1986).

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

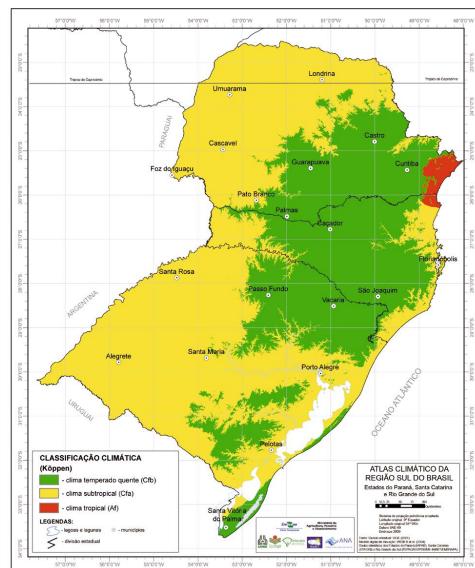
2.1 REGIME TÉRMICO DA REGIÃO SUL DO BRASIL

A região Sul do Brasil, localizada entre as latitudes 22°30'S e 33°45'S e as longitudes 57°59'W a 48°00'W, apresenta variabilidades espacial, sazonal e climática quanto aos regimes de precipitação e temperatura. Os estados do Rio Grande do Sul, Santa Catarina e Paraná possuem um relevo acidentado, com altitudes entre o nível do mar na costa litorânea do Oceano Atlântico Sul até 1.818m acima do nível do mar nas serras, compondo-se de planaltos, depressões e planícies, estão situados na transição entre os trópicos e as latitudes médias, com o clima variando do tropical até o temperado (WREGE et al., 2011).

As regiões mais altas do Sul do Brasil, destacadas em verde na Figura 2.1 classificam-se como clima temperado quente (Cfb), segundo a classificação climática de Köppen. Neste tipo de clima a temperatura média do mês mais quente é menor que 22°C e a do mês mais frio menor que 18°C; já as regiões destacadas em amarelo, são classificadas como clima subtropical (Cfa), que difere do clima temperado quente apenas na temperatura média do mês mais quente, que é maior que 22°C. A região demonstrada em vermelho é classificada como clima tropical (Af), em que a temperatura média do mês mais frio é maior que 18°C e a do mês mais quente maior que 22°C. Dentro desta classificação, o clima mais chuvoso é o tropical, em que a precipitação do mês mais seco é maior que 60mm (ROLIM et al., 2007).

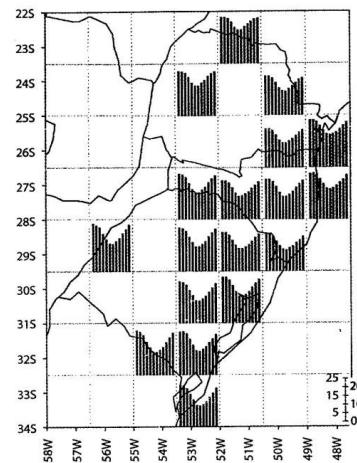
O sul do Brasil apresenta uma diferença meridional no ciclo anual de temperatura do ar (Figura 2.2), onde o norte da região possui uma menor amplitude de variação da radiação solar incidente entre o inverno e o verão. Consequentemente, a amplitude térmica também é menor, com a temperatura mínima (T_n) média entre junho-agosto de 14°C (Figura 2.3a) e temperatura máxima (T_x) média entre dezembro-fevereiro de 30°C (Figura 2.3 b). Durante o inverno o gradiente meridional da T_{ar} fica mais evidente. No verão o gradiente de temperatura é mais zonal, porque as diferenças entre o aquecimento do continente e do oceano têm mais importância do que as diferenças de radiação solar nesta estação do ano (GRIMM, 2009), enquanto a temperatura máxima nos meses mais quentes é de 31°C nas regiões mais continentais e planas, nas regiões litorâneas é de 28°C. A topografia é o elemento principal que controla o gradiente zonal de temperatura em todas as estações do ano, determinando as regiões mais frias, em que a temperatura mínima média nos pontos mais altos é de 4°C no inverno e a máxima média de 23°C no verão. A temperatura média anual (figura 2.4) varia de 12°C nas serras à 23°C nas latitudes mais altas e planas.

Figura 2.1 – Classificação Climática de Köppen para o Sul do Brasil



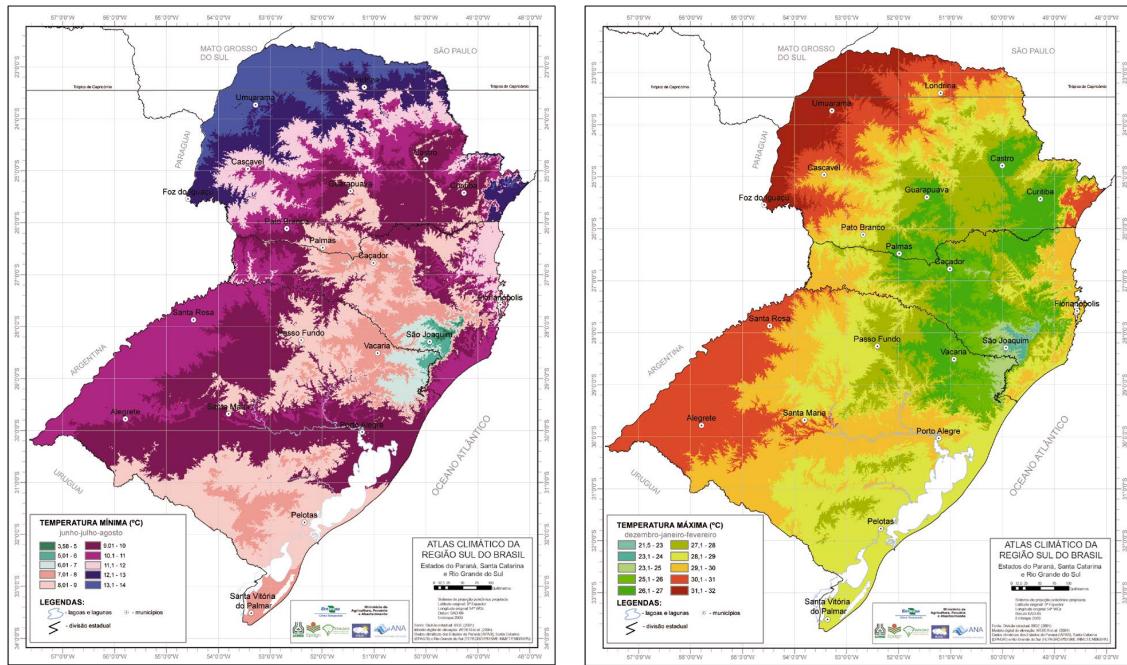
Fonte: Adaptado de Wrege et al. (2011).

Figura 2.2 – Ciclo anual da temperatura na região Sul do Brasil



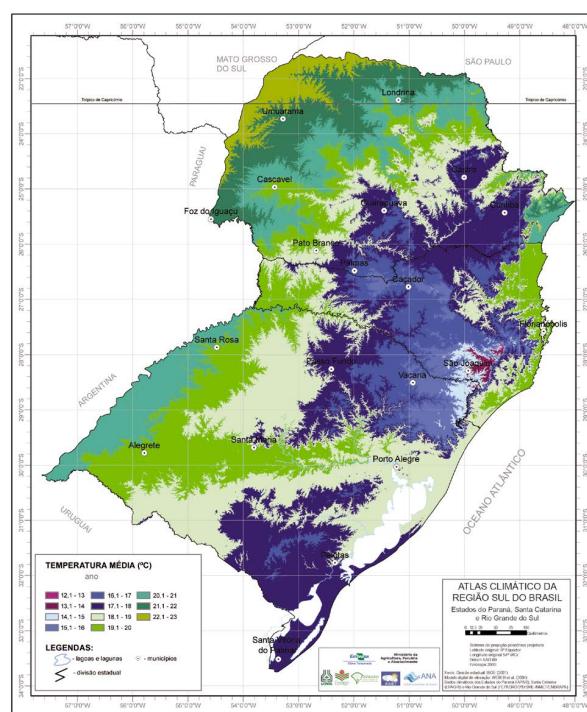
Fonte: Adaptado de Grimm (2009)

Figura 2.3 – a.Temperatura mínima média para os meses de junho, julho e agosto para o sul do Brasil e b. Temperatura máxima média para os meses de dezembro, janeiro e fevereiro para o sul do Brasil



Fonte: Adaptado de Wrege et al. (2011)

Figura 2.4 – Temperatura média no ano para o sul do Brasil



Fonte: Adaptado de Wrege et al. (2011)

Através dos dados das *EMas* do *INMET*, do período de 2008 a 2015, o ciclo diurno médio para toda região Sul é observado na figura 2.5, em que a temperatura mínima é de aproximadamente 15°C e a máxima de aproximadamente 23°C e, ocorrem, respectivamente, nos horários das 5 h e 14 h. A mudança do ciclo diurno da temperatura devido a passagem de um sistema frontal em Santa Maria, RS, no dia 12 de Agosto de 2012 (CPTEC, 2015) pode ser observada na figura em que de 27°C, às 15h caiu para 17°C às 21h e a temperatura mínima ocorreu no período da noite.

Figura 2.5 – Ciclo diurno médio observado da temperatura do ar para a região sul do Brasil, através de dados das EMAs, no período de 2008-2015.

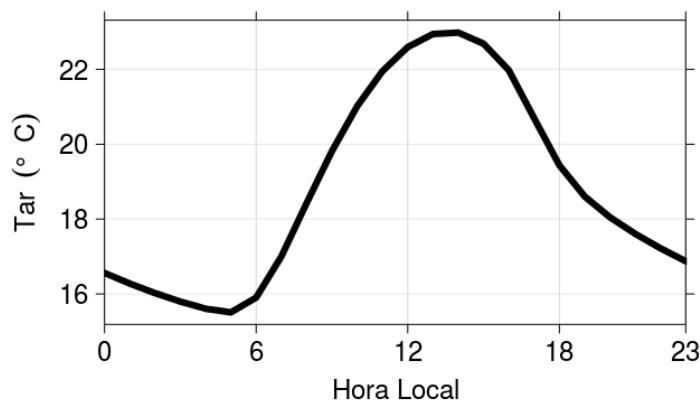
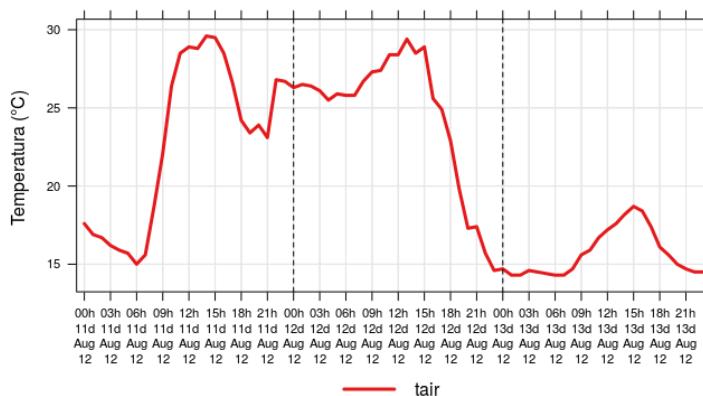


Figura 2.6 – Temperatura do ar horária, em Santa Maria - RS, do dia 11 ao dia 13 de agosto de 2012, onde ocorreu a passagem de uma frente fria no dia 12.



O regime de precipitação no Sul do Brasil é no geral bem distribuído ao longo do ano. O abastecimento de umidade para região deve-se ao transportes horizontais vindo de norte/nordeste de baixos níveis e aos vindos de leste/nordeste devido a Alta Subtropical do Atlântico Sul. Os sistemas precipitantes que atuam nesta região são,

principalmente, sistemas frontais, Sistemas Convectivos de Mesoescala (SCM), sistemas ciclônicos em médios níveis e bloqueios atmosféricos (REBOITA et al., 2010). As características principais de frentes frias, que são mais frequentes de junho a setembro, são aumento de pressão, queda de temperatura e mudança na componente meridional do vento em baixos níveis (CALVALCANTI; KOUSKY, 2009).

2.2 MÉTODOS DE DESAGREGAÇÃO DA TEMPERATURA DO AR

As observações da temperatura do ar próxima a superfície possuem uma maior disponibilidade com resolução diária. Sendo a temperatura do ar (T_{ar}) uma variável contínua, diversos estudos estrangeiros reconstruiram o ciclo diurno térmico, utilizando funções senoidais, exponenciais e mistas (Wit et al. (1978), Parton e Logan (1981), Cesaraccio et al. (2001)). Os modelos possuem diferentes complexidades mas todos tem como entrada a temperatura máxima (T_x) e temperatura mínima (T_n) diária e alguns utilizam latitude e longitude, para calcular horários do nascer e pôr do sol (REICOSKY et al., 1989).

2.2.1 Método WAVE

O método *WAVE* proposto por Wit et al. (1978) divide o dia em duas partes, conforme o exemplo na figura 2.7, onde a parte A representa a T_{ar} desagregada do horário do nascer do sol (H_{ns}) até as 14h (H_{14h}) (dada equação 2.1), representando o aquecimento diurno e, a parte B representa do H_{14h} até o horário do nascer do sol do próximo dia (H_{n+1}) (dada equação 2.2), representando o resfriamento diurno e noturno. Assume-se que a T_n ocorre no (H_{ns}) e a T_x no H_{14h} . O método utiliza a T_n do próximo dia (T_{n+1}) e nos dois segmentos utiliza a função cosseno. Este é um dos métodos mais simples e que não necessita de parâmetros para desagregação.

$$T_{ar} = T_{AVE} - AMP \cos\left(\frac{\Pi(H - H_{ns})}{14 - H_{ns}}\right) \quad (2.1)$$

$$T_{ar} = T_{AVE} + AMP \cos\left(\frac{\Pi H'}{10.0 + H_{ns}}\right) \quad (2.2)$$

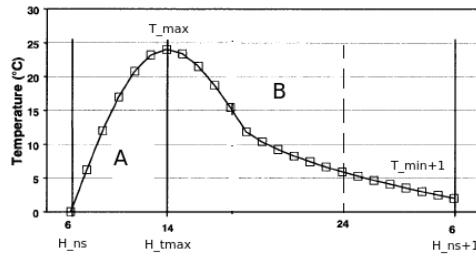
Das equações (1) e (2):

$$T_{AVE} = \frac{T_n + T_x}{2} \quad (2.3)$$

$$AMP = \frac{Tn - Tx}{2} \quad (2.4)$$

$$H' = \begin{cases} H + 10 & H \leq H_{ns} \\ 14 & H > 14 \end{cases} \quad (2.5)$$

Figura 2.7 – Exemplo da Tar horária calculada pelo método WAVE



2.2.2 Método misto (curva senoidal e exponencial)

Parton e Logan (1981) utilizaram uma curva senoidal para estimar a variação diurna da temperatura e uma curva exponencial para estimar a variação noturna, representadas nas equações 2.6 e 2.7, respectivamente.

$$Tar = Tn + (Tx - Tn) \sin\left(\frac{\Pi m}{Y + 2a}\right) \quad (2.6)$$

$$Tar = Tn + (T_{ps} - Tn) \exp\left(-\frac{bn}{z}\right) \quad (2.7)$$

Onde Y e Z representam, respectivamente, período diurno (em horas) e o período noturno e são calculados através do dia juliano e latitude. m e n é o número de horas entre o horário da temperatura mínima H_n e horário do pôr do sol H_{ps} e o número de horas entre H_{ps} e H_n do próximo dia, respectivamente, que são em função de um coeficiente, c . T_{ps} é a temperatura do pôr do sol e é calculada através da equação 2.6. Os três coeficientes $a (= 1.80h)$, $b (= 0.80)$, $c (= 0.88h)$ utilizados não apresentam grandes mudanças com a localização da estação (REICOSKY et al., 1989) e representam, respectivamente, o período entre o horário do meio dia (12h) e o horário da temperatura máxima (H_x), a variação da temperatura do pôr do sol (T_{ps}) até a T_n do próximo dia e, o período entre H_n e H_{ns} . O modelo assume que a T_x ocorre antes do H_{ps} e a T_n ocorre próximo ao H_{ns} .

2.2.3 Modelo de Temperatura (TM)

Cesaraccio et al. (2001) propôs o Modelo de Temperatura (*TM*) em que divide o dia em 3 partes, conforme a figura 2.8. O trecho I, correspondente ao H_{ns} até o H_x , representa o aumento diurno da temperatura (equação 2.8). O trecho II, correspondente ao H_x até o H_{ps} , representa o decaimento diurno da temperatura (equação 2.9). O trecho III, correspondente ao H_{ps} até o horário do nascer do sol do próximo dia H_{ns+1} , representa o decaimento noturno da temperatura (equação 2.10). Para representar o período diurno foram utilizadas funções senoidais e para representar o período noturno foi utilizado uma função quadrática. Os valores de entrada para o modelo são T_n , T_x e a T_{n+1} . H_{ns} e H_{ps} são encontrados a partir da latitude e do dia juliano. Assume-se que a T_n ocorre no H_{ns} e que a T_x ocorre 4 horas antes do H_{ps} . A T_{ps} é dada pela equação 2.11, em que c é um valor calibrado através dos dados observados.

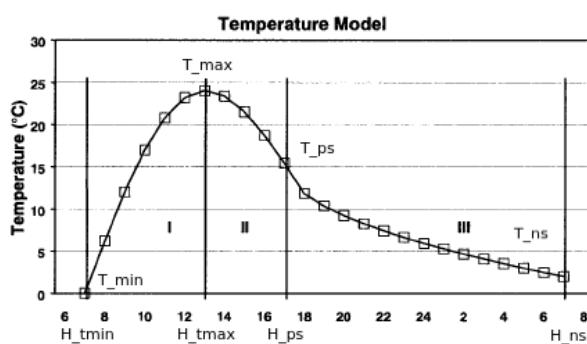
$$Tar = T_n + (T_x - T_n) \left(\frac{H - H_n}{H_x - H_n} \right) \frac{\Pi}{2} \quad (2.8)$$

$$Tar = T_{ps} + (T_x - T_{ps}) \left[\sin\left(\frac{\Pi}{2} + \left(\frac{H - H_x}{4}\right)\left(\frac{\Pi}{2}\right)\right) \right] \quad (2.9)$$

$$Tar = T_{ps} + \left(\frac{T_{n+1} - T_{ps}}{\sqrt{H_{ps} - H_{n+1}}} \right) (\sqrt{H - H_{n+1}}) \quad (2.10)$$

$$T_{ps} = T_x - c(T_x - T_{n+1}) \quad (2.11)$$

Figura 2.8 – Exemplo da Tar horária calculada pelo método TM



Fonte: Adaptado de Cesaraccio et al. (2001).

2.2.4 Aperfeiçoamento do TM

Eccel (2010a) discutiu o horário em que ocorre a T_n , demonstrando um exemplo de um dia que se inicia nublado e em seu decorrer ocorre a dissipação das nuvens e, consequentemente, há um maior resfriamento radiativo noturno e uma queda brusca da temperatura, onde o H_n ocorre à noite. Este é um caso que o ciclo diurno da T_{ar} não ocorre como o esperado pelos modelos. A partir da frequência de ocorrência do H_n , é mostrado que em 12% dos dias, num período observado de 1983-2009, S. Michele (Itália), a T_n ocorreu às 23h.

As observações de T_n , através da resolução diária pelas Estações Meteorológicas Convencionais, são realizadas na primeira parte da manhã, sendo esta considerada o período mais frio do dia. Devido a isto, foi questionado a superestimativa da T_n quando ela ocorre no período da noite. Ressaltou-se, então, a importância da escolha da T_n e do período do dia que ela é selecionada, para a calibração dos modelos de desagregação da temperatura da escala diária para horária.

Um aperfeiçoamento do TM foi feito por Eccel (2010b), onde inclui a temperatura do pôr sol do dia anterior e um parâmetro z , relacionado a ocorrência de nebulosidade à noite e pela manhã. O método assume um ciclo diurno conceitual dividido em 4 partes (A-D) conforme a Figura 2.9. O trecho A, correspondente das 0h até H_n , representa a curva de variação da temperatura para a parte final da noite (equação 2.12), podendo assumir a forma de uma parábola ($z = 0.5$) ou de uma reta ($z = 1$). O trecho B, correspondente ao H_n até o H_x , representa o período de aquecimento diurno (equação 2.13), onde a curva segue o padrão de variação senoidal. O trecho C, correspondente ao H_x até o H_{ps} , representa o período de resfriamento diurno (equação 2.14), seguindo a curva senoidal. O trecho D, correspondente ao H_{ps} até as 23h, representa a curva de variação da temperatura para a parte inicial da noite (equação 2.15) e, assim como o trecho A, pode assumir a forma de uma parábola ou uma reta.

$$T_{ar} = T_{ps-1} + \left[\frac{T_n - T_{ps-1}}{(H_n + 24 - H_{ps})^z} \right] (\textcolor{blue}{H} + 24 - H_{ps})^z \quad (2.12)$$

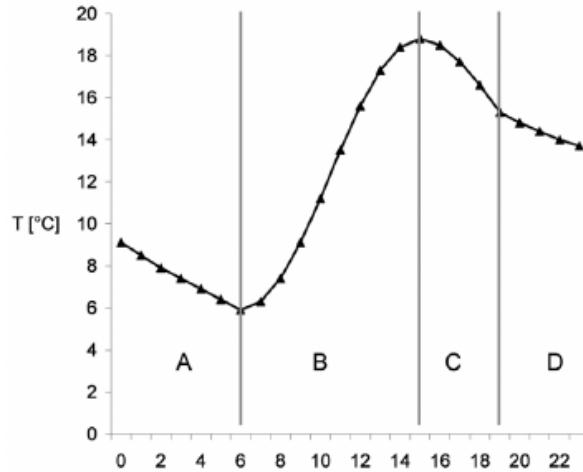
$$T_{ar} = T_n + \frac{\textcolor{blue}{Tx} - \textcolor{blue}{Tn}}{2} [1 + \sin(\pi(\frac{H - H_n}{H_x - H_n}) - \frac{\Pi}{2})] \quad (2.13)$$

$$T_{ar} = T_{ps} + (Tx - T_{ps}) \sin[\frac{\Pi}{2}(1 + (\frac{H - H_x}{H_{ps} - H_x}))] \quad (2.14)$$

$$T_{ar} = T_{ps} + \left[\frac{T_{n+1} - T_{ps}}{(H_n + 24 - H_{ps})^z} \right] (H - H_{ps})^z \quad (2.15)$$

O método proposto por Eccel (2010b) requer como entrada os extremos diários da T_{ar} (T_n , T_x , T_{n+1}). Os parâmetros c , H_n , H_x e H_{ps} são constantes para cada mês

Figura 2.9 – Exemplo do ciclo diurno da Tar horária calculada pelo aperfeiçoamento do modelo *TM* proposto por Eccel (2010b)



Fonte: Adaptado de Eccel (2010b).

e determinados a partir da dos dados de resolução horária (ver seção 3.2.1). A T_{ps-1} , T_{ps} são as mesmas utilizadas no *TM* (equação 2.11).

O parâmetro c é calibrado a partir do rearranjo da eq.(2.11), em que a T_{ps} e o H_{ps} são determinada pelo horário com maior queda de temperatura ocorrendo à tarde: $\max(|\text{Tar} - T_{h-1}|)$. O parâmetro z é definido a partir do coeficiente k (equação 2.16), dado pela razão entre a amplitude térmica diária (*ATD*) do dia considerado e a *ATD* média mensal climatológica (*ATD_{clim}*):

$$k = \frac{\text{ATD}}{\text{ATD}_{\text{clim}}} \quad (2.16)$$

k é determinado diariamente (k_j) e sua média mensal climatológica (k) é usada como valor de referência, tal que

$$z = \begin{cases} 1 & k \leq k_j \\ 0,5 & k > k_j. \end{cases} \quad (2.17)$$

2.3 MEDIDAS DE DESEMPENHO

Diversas medidas quantitativas são usadas para avaliar o desempenho dos modelos de desagregação temporal da *Tar*. Nesta seção descrevem-se os índices estatísticos mais utilizados na avaliação destes modelos (e.g. Wit et al. (1978), Parton e Logan (1981), Reicosky et al. (1989), Cesaraccio et al. (2001), Eccel (2010b)).

O erro da *Tar* para um dado horário, de um determinado dia, mês e ano (E_i) é definido pela diferença entre a Tar simulada pelo modelo de desagregação temporal (Tar_i^{sim}) e a Tar observada (Tar_i^{obs}), conforme equação 2.18:

$$E_i = Tar_i^{sim} - Tar_i^{obs} \quad (2.18)$$

O Erro Médio Absoluto (*MAE*) consiste na média dos valores absolutos de E_i (equação 2.19) e fornece uma estimativa da acurácia do modelo. O *MAE* é expresso na mesma unidade da variável avaliada (°C no caso da *Tar*).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (|E_i|) \quad (2.19)$$

O Viés (*VIES*) ou erro médio (*ME*), descrito pela equação 2.20, fornece estimativa da tendência de subestimativa ou superestimativa do modelo. O Viés também é expresso em °C. Valores negativos (positivos) do Viés indicam subestimativa (superestimativa) do modelo em relação as observações. O intervalo de variação do *VIES* é de $-\infty$ a $+\infty$. Um modelo ideal apresenta Viés = 0.

$$VIES = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (E_i) \quad (2.20)$$

O Viés relativo (*VIESR*), dado pela equação 2.21, consiste em normalizar o *VIES* em relação a média das observações e é expresso em porcentagem (%) de -100 a 100%.

$$VIESR = \frac{1}{n} \frac{\sum_{i=1}^n (E_i).100}{\sum_{i=1}^n Tar_i^{obs}} \quad (2.21)$$

A Raiz do Erro Médio Quadrático (*RMSE*), equação 2.22, fornece uma medida alternativa da acurácia do modelo. Um modelo ideal tem *RMSE* = 0. O *RMSE* para *Tar* também é expresso em °C. Em comparação ao *MAE*, o *RMSE* é menos sensível a valores de erros de grande magnitude que podem dominar no cálculo do *MAE*.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (E_i)^2} \quad (2.22)$$

O coeficiente de determinação (R^2), é obtido pela equação 2.23 e indica a fração da variância explicada pelo modelo em relação as observações. O R^2 é o quadrado da correlação (r) e portanto fornece uma medida da fase entre os valores simulados e observados. . O intervalo de variação do R^2 é de 0 a 1, um modelo ideal apresenta R^2 = 1.

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^n (Tar_i^{obs} - \overline{Tar^{obs}})(Tar_i^{sim} - \overline{Tar^{sim}})]^2}{[\sum_{i=1}^n (Tar_i^{obs} - \overline{Tar^{obs}})]^2 * [\sum_{i=1}^n (Tar_i^{sim} - \overline{Tar^{sim}})]^2} \quad (2.23)$$

3 METODOLOGIA

3.1 DADOS UTILIZADOS

Para a realização deste trabalho foram utilizados dados horários de Tar de 82 Estações Meteorológicas Automáticas *EMAs* do Instituto Nacional de Meteorologia (*INMET*) localizadas no sul do Brasil (Figura 3.1) com distribuição espacial homogênea (densidade de espacial média de 1 *EMA*/ 85 km). Os estados do Rio Grande do Sul, Santa Catarina e Paraná contam, respectivamente, com um total de 37, 21 e 24 *EMAs*. As informações básicas de cada *EMA*(código da estação, nome da estação, as coordenadas geográficas, a *Tar* média, a amplitude térmica média e quantidade de dados faltantes) estão disponíveis nas tabelas A.1, A.2 e A.3.

Os sensores de temperatura utilizados no *INMET* são em geral da Fabricante Vaisala (modelo QMH102) com acurácia de $\pm 0,2^{\circ}\text{C}$ e instalados a uma altura de 2 m acima do solo. A taxa de amostragem da *Tar* é a cada minuto e os valores integrados na escala horária são transmitidos de hora em hora e incluindo informações da *Tar* instantânea, a máxima e mínima registrada no intervalo. As *EMAs* são instaladas em uma área livre de obstruções naturais e prediais; sobre solo gramado e área mínima de 14 m por 18 m cercada por tela metálica (INMET, 2011).

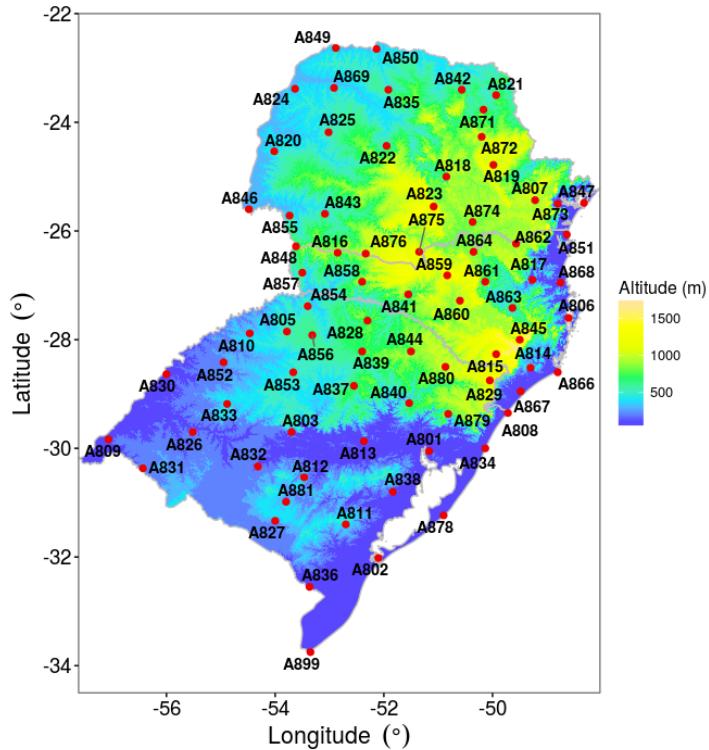
3.1.1 Período de dados

Foram utilizadas as séries horárias de Tar das *EMAs* com no mínimo 4 anos de dados. Este critério diminuiu o total de 82 para 78 *EMAs*. O período de cada de *EMA* é variável (Figura 3.2a): com período mínimo de ~ 5 anos, nas *EMAs* de São Mateus do Sul - PR (código A874), Itajaí-SC (A868) e Dom Pedrito-RS (A881) e período máximo de ~ 15 anos na *EMA* de Porto Alegre-RS (A801).

Na figura 3.3a identifica-se que Porto Alegre-RS (A801), Santa Maria-RS (A803) e Rio Grande-RS (A802) possuem dados desde de 2001. Outras *EMAs* são mais recentes, como Ventania-PR (A872) e São Mateus do Sul-PR (A874) com dados desde de 2011. Até 2006 contava-se apenas com 10 *EMAs* Figura 3.3b).A partir de 2008 houve um incremento significativo de *EMAs* instaladas (70 *EMAs*). Essa mudança abrupta na evolução temporal do número de *EMAs* foi levado em consideração para definição do período de estudo (Figura 3.2b).

A distribuição espacial das antes e após 2008 evidencia um aumento da amos-

Figura 3.1 – Localização das *EMAs* do INMET no sul do Brasil, utilizadas para a desagregação da *Tar*.



tragem espacial, principalmente no estado de SC. Desta forma o inicio dos dados foi padronizado com início em 2008 e fim em 2015, totalizando 78 *EMAs*. Para o padronizado (8 anos) a disponibilidade efetiva de dados (excluindo-se períodos de falhas) variou de 80 a 100% (Figura 3.2c). Em geral há menor disponibilidade de dados no estado do PR.

Figura 3.2 – (a) Período de dados (anos) de *Tar* (b) *EMAs* com datas iniciais antes e depois de 2008 (c) Disponibilidade mensal (% de dados válidos) para cada *EMAs* da região Sul do Brasil.

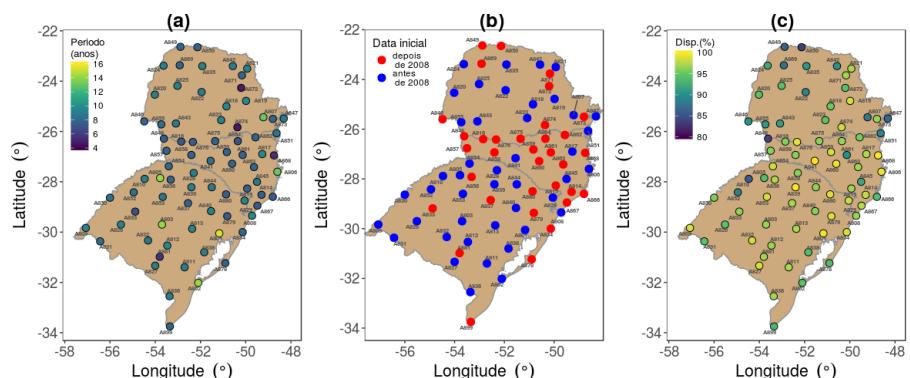
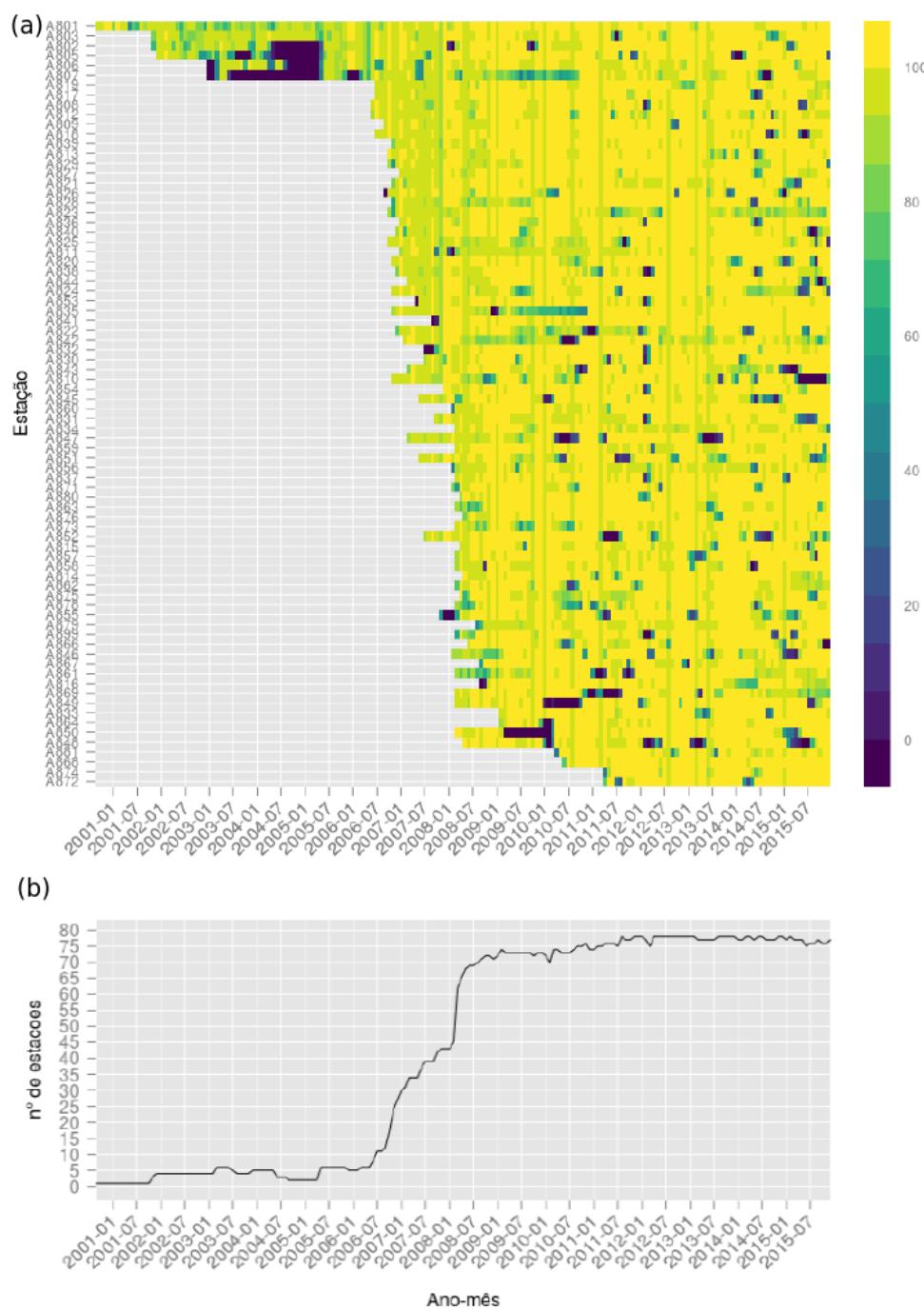


Figura 3.3 – (a) Disponibilidade mensal (% de dados válidos) para cada EMA da região Sul do Brasil. (b) Evolução temporal mensal do número de EMAs.



3.2 MÉTODOS DE DESAGREGAÇÃO DA TAR

Neste trabalho de conclusão de curso utilizou-se o modelo híbrido de desagregação temporal da Tar (MHDT, Cesaraccio et al. (2001)) e posteriormente aperfeiçoado por Eccel e Cordano (2013) por meio da representação do efeito da nebulosidade na representação da variabilidade do ciclo diurno. Este modelo é aqui referenciado como MHDT (Modelo híbrido de desagregação temporal da *Tar*) foi amplamente utilizado para simular a temperatura horária em estudos e aplicações hidrológicas (TANG, 2006). Para fins avaliação do desempenho do MHDT na simulação do ciclo diurno da *Tar* do modelo, foi realizada a desagregação da Tar também pelo com o modelo WAVE (WIT et al., 1978). Este último método é relativamente mais simples e sem necessidade de calibração. Dessa forma, o modelo WAVE serviu como uma base de referência para comparação com o MHDT.

3.2.1 Calibração e Validação

A calibração dos parâmetros do MHDT foi realizada com dados do período de 2008 à 2012. O MHDT requer a calibração de 5 parâmetros que variam por mês (H_n , H_x , H_{ps} , c , ver seção 2.2.4) e um parâmetro (z) que varia diariamente. Todos esses parâmetros são calibrados para cada EMA.

Para determinar H_n e H_x , calcula-se a frequência de ocorrência mensal dos horários da T_x e T_n , respectivamente para cada EMA. Dessa forma seleciona-se o intervalo de horários com maior frequência de ocorrência destas variáveis para cada EMA. O intervalo selecionado para H_n foi das 4 às 6h e para H_x foi das 13 às 15h (ver seção 4.1). Dentro destes intervalos é encontrado a moda mensal de H_n e H_x para cada EMA.

O MHDT também requer a estimativa do horário do pôr-do-sol (H_{ps}), a qual é determinada pela máxima variação na diferença da Tar_h entre a hora atual e anterior ($Tar_h - Tar_{h-1}$) dentro do intervalo definido entre as 17 e 21 h. A H_{ps} mensal de cada EMA é definida como a moda dos H_{ps} diárias. Com o H_{ps} definido para cada mês obtém-se a Tar_h neste horário, correspondente a T_{ps} . Rearranjando a equação 2.11 determina-se o valor de c (para cada dia) utilizando-se os valores de T_{ps} , T_x e T_{n+1} . Os valores mensais do parâmetro c são definidos pela média mensal de seus valores diários.

O parâmetro z é dependente da razão (k) entre a ATD e a ATD_{clim} (equação 2.16) e assim caracteriza a ocorrência de nebulosidade. Em noites de céu claro a amplitude térmica é maior do que em noites de céu nublado. Valores maiores (menores) de k indicam maior (menor) amplitude térmica, principalmente influenciada pela

continentalidade. Para otimização de k , definiu-se um intervalo de valores entre 0 e 6, considerando que ATD não ultrapasse em 6 vezes a ATD_{clim} . Foram testados 10 subintervalos de k , e o valor de k selecionado foi o que minimizou o erro médio absoluto entre a Tar desagregada e a observada.

Após a calibração dos parâmetros para o pelo método MHDT, foi realizada a validação utilizando como dados de entrada os valores diários do período de 2012-2015 e os parâmetros determinados na calibração.

3.3 AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO DO MODELO

As medidas quantitativas usadas para avaliar o desempenho dos modelos de desagregação temporal da Tar incluíram os índices $RMSE$, R^2 , $VIÉS$. Como base de referência o desempenho do MHDT foi comparado ao do modelo WAVE. Para complementar a análise utilizou-se o diagrama de Taylor para obter um resumo estatístico e gráfico do desempenho dos modelos para as diversas EMAs. Para mais detalhes na seção 2.3.

3.4 DETALHES COMPUTACIONAIS

Todos os cálculos necessários para o desenvolvimento deste trabalho foram realizados no sistema operacional Linux através da linguagem de programação R (R Core Team (2016)), com o ambiente de desenvolvimento integrado *Rstudio* (<https://www.rstudio.com>) e os pacotes *interpol.T* (ECCEL; CORDANO, 2013), *openair* (CARSLAW; ROPKINS, 2012), *ggplot2* (WICKHAM, 2009), *cowplot* (WILKE, 2016), *raster* (HIJMANS, 2016), *rmarkdown* (ALLAIRE et al., 2016), *knitr* (XIE, 2014), *hydroGOF* (ZAMBRANO-BIGIARINI, 2014), *tidyverse* (<http://tidyverse.org/>). Os códigos usados para reprodução dos resultados podem ser disponibilizados mediante contato com o autor.

4 RESULTADOS

4.1 FREQUÊNCIA DE OCORRÊNCIA DO H_n E H_x

A figura 4.1 mostra a frequência de ocorrência de H_n e H_x para as EMAs do sul do Brasil. A T_n ocorre com maior frequência (40%) no período da manhã durante o amanhecer, entre as 4 e 6 h, sendo as 5 h o pico da frequência de ocorrência (22%) no intervalo. em que os horários de maior recorrência, neste período, são as 5h (22%), 4h (5%) e 6h (13%). Um aspecto mais notável é o pico secundário da frequência de ocorrência de H_n (15%) às 23 h. A alta frequência de H_n às 23 h é recorrente em todas estações do ano (Figura 4.2), com leve redução no verão (~12%). Esse fato evidencia a ocorrência de dias com padrão de ciclo diurno diferente das condições médias ou de dias de céu claro. O que pode ser explicado pela ocorrência de nebulosidade durante as primeiras horas do dia e que no seu decorrer as nuvens dissipam-se, promovendo um maior resfriamento radiativo no período noturno.

Na primavera e verão o horário de maior frequência de ocorrência de T_n é às 5h (24 a 26%), no outono e inverno é às 6h (22 a 25%) (Figura 4.2). O H_x predomina (64%) no período da tarde nos horários das entre as 14 h e 15 h, com pico às 14 h de 26%. Não há mudança significativa nos horários mais frequentes de ocorrência de H_x entre as estações do ano (Figura 4.3), porém no verão e na primavera a frequência de ocorrência é mais variável e assimétricamente distribuída em torno das 14 h em comparação ao outono e inverno. O H_x pode ser afetado por diversas forçantes como condições de nebulosidade mais variável, da umidade do solo local, ou do aporte de umidade e temperatura pela advecção de ar quente ou frio na rápida passagem de sistemas frontais e de mesosescala.

Para verificar variabilidade espacial da frequência de ocorrência H_n , mostra-se na Figura 4.4 a razão entre a frequência de ocorrência espacial de H_n às 23 h (H_{n23h}) e de H_n às 5h (H_{n5h}). A ocorrência de H_{n23h} não é rara uma vez que ela foi mais frequente que a H_{n5h} em 20% das EMAs (Figura 4.5). Destaque para a EMA A875, onde a razão foi máxima (> 1,5). A região espacial das EMAs com esta característica abrange o Sul do PR, metade Leste do estado de SC e a faixa litorânea do RS. A ocorrência de H_{n23h} em relação a H_{n5h} é maior para os locais mais frios (Figura 4.6). Um dos possíveis fenômenos, para explicar estes casos, é a nebulosidade induzida por circulações locais. Esta hipótese entretanto não foi verificada. Adicionalmente não foi encontrado correlação com a amplitude térmica média de cada EMA.

Figura 4.1 – Frequência de ocorrência do (a) H_n e (b) H_x para o sul do Brasil, entre 2008-2015.

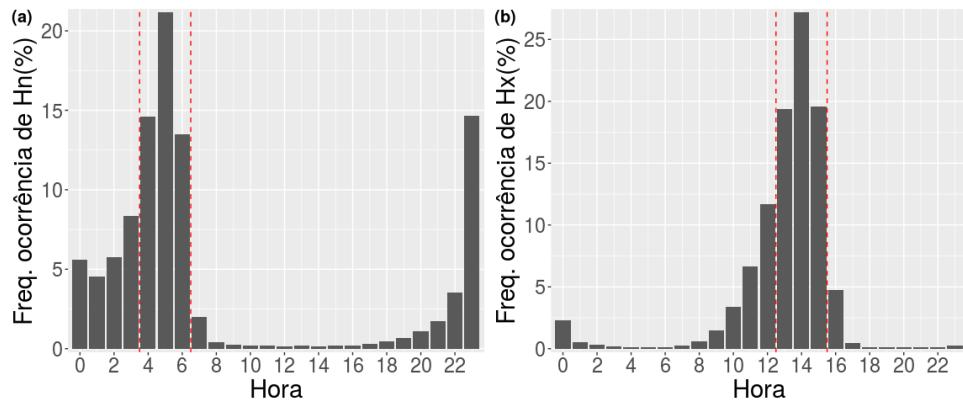


Figura 4.2 – Frequência de ocorrência sazonal do H_n para todas as EMAs do sul do Brasil, no período de 2008-2015.

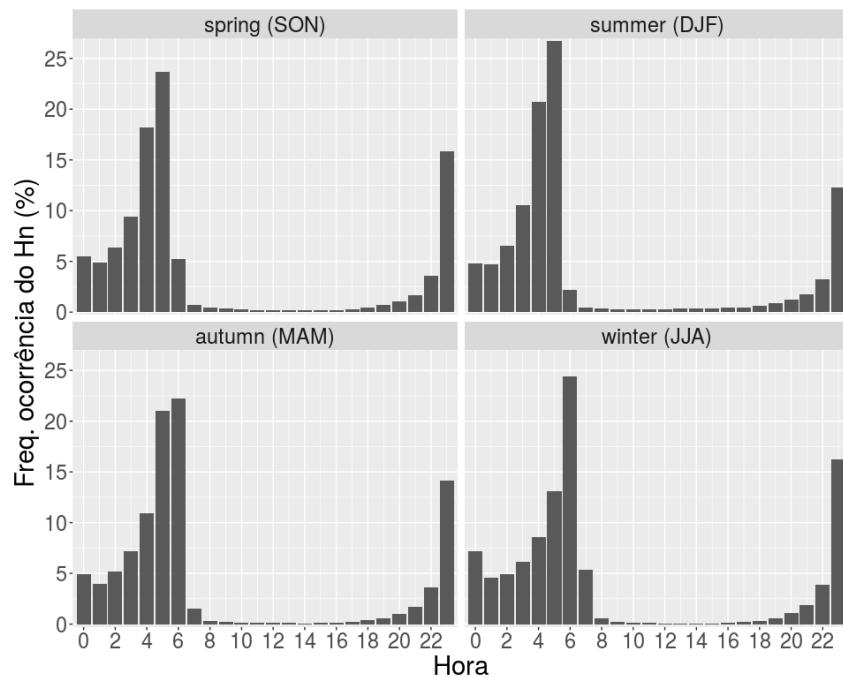


Figura 4.3 – Frequência de ocorrência sazonal do Hx para todas as EMAs do sul do Brasil, no período de 2008-2015.

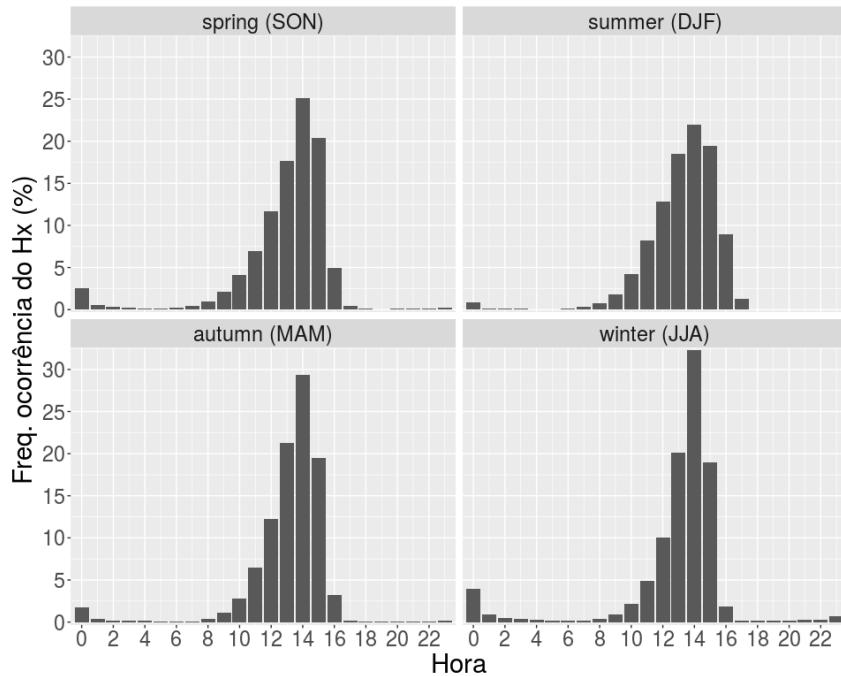


Figura 4.4 – Razão entre a frequência de ocorrência de Hn às 23 por Hn às 5h para cada EMA do sul do Brasil, no período de 2008-2015.

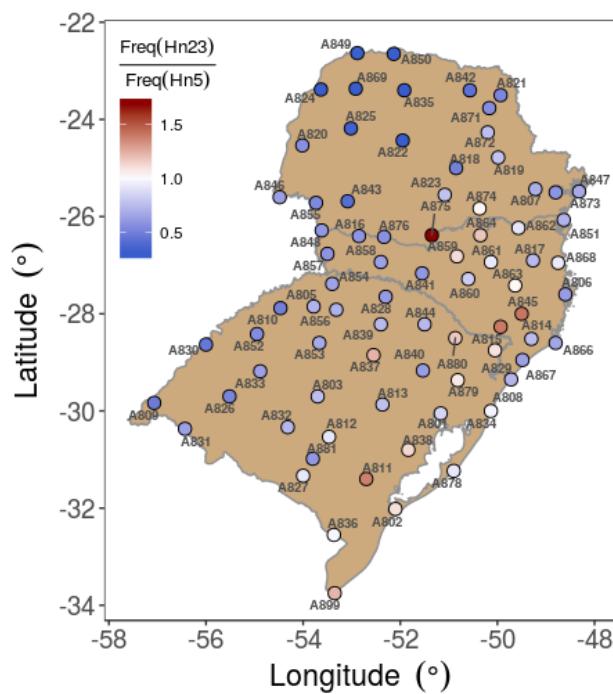


Figura 4.5 – Frequência acumulada da razão entre a frequência de ocorrência de Hn às 23 por Hn às 5h das EMAs do sul do Brasil, no período de 2008-2015.

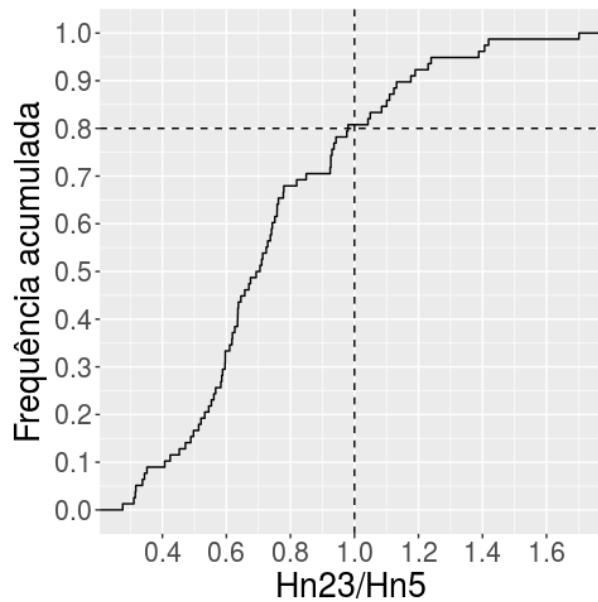
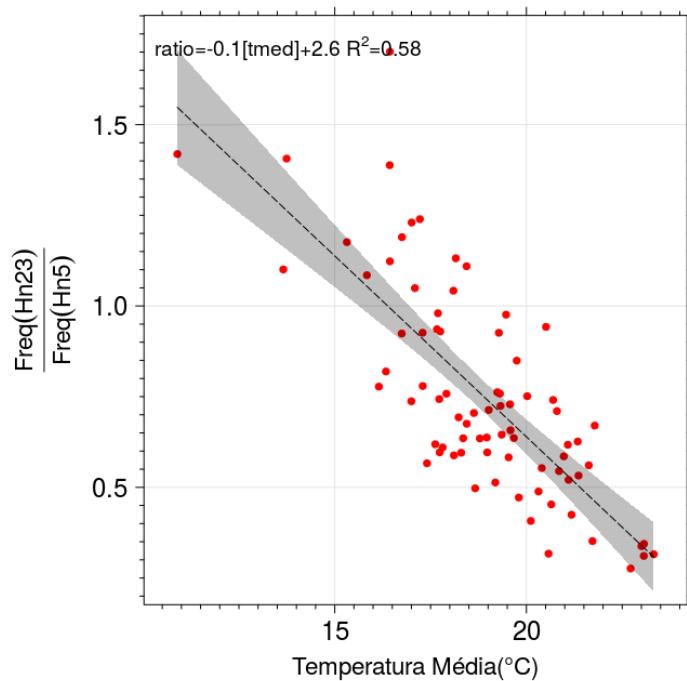


Figura 4.6 – Diagrama de dispersão da razão entre a frequência de ocorrência de Hn às 23 por Hn às 5h pela temperatura média para cada EMA do sul do Brasil, no período de 2008-2015.

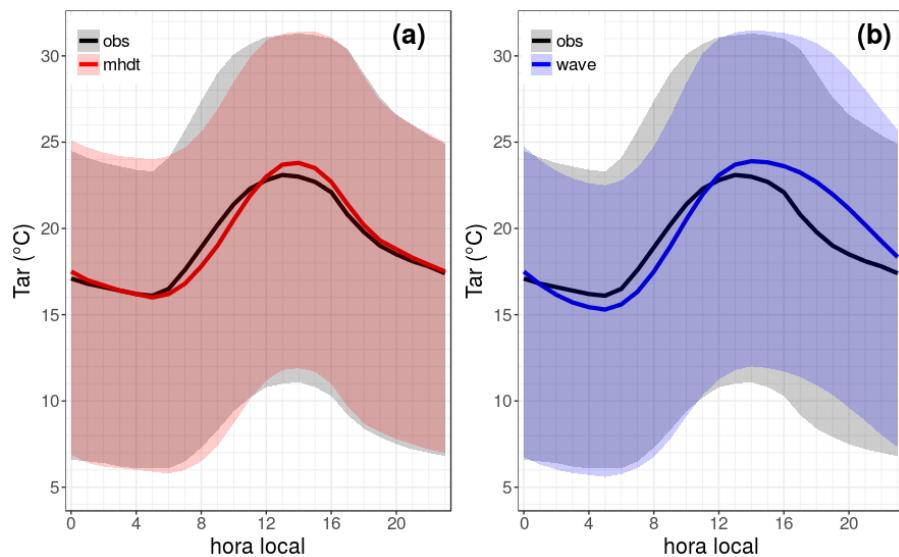


4.2 CICLO DIURNO MÉDIO

A comparação entre o ciclo diurno médio estimado de todas as EMAs obtidas pelo método MHDT (no período calibrado, 2008-2012), pelo método WAVE e observado é mostrado na Figura 4.7. O padrão de variação do ciclo diurno estimado pelo MHDT é mais consistente com padrão observado da Tar do que o estimado pelo WAVE. Um resultado esperado dada a maior complexidade (5 parâmetros) do MHDT.

Os dois métodos apresentam uma taxa de aquecimento diurno maior que a observada apesar da subestimativa da Tar_h naquele período. Nesta parte do dia, Tar_h é calculada a partir da diferença entre os extremos diárias observados, mas variações em Hn e Hx (constantes mensalmente) podem acarretar defasagens no ciclo diurno que levam a erros na magnitude da Tar. O método WAVE superestima sistematicamente a Tar (por até 3°C) desde o meio-dia até às 0h., Da mesma forma o MHDT superestima desde Hx até Hps , mas com erro inferior a 1°C no ciclo diurno médio de todas EMAs no Sul do Brasil. O resfriamento noturno simulado pelo MHDT é muito próximo ao observado, enquanto no WAVE o resfriamento é mais rápido e leva a subestimativa da Tar por ~1°C.

Figura 4.7 – Ciclo diurno médio observado e estimados da Tar (°C) pelos métodos (a) MHDT e (b) WAVE para região Sul do Brasil. As áreas sombreadas o intervalo de 95% de variação da Tar.



Observa-se pelo ciclo diurno do erro médio (Figura 4.8) que o padrão de variação é sistemático em todas estações do ano, mas com variações de magnitude. Os maiores erros do MHDT são de subestimativa no período da manhã. A subestimativa máxima (~1,5 °C) ocorre entre as 8 e 9 h na maior parte do ano, exceto no inverno em que a subestimativa é de ~0,5 °C.

Existe também uma defasagem entre Hx (Hn) determinadaos por ambos os métodos e o observado no verão (outono) (Tabela 4.1). Estes erros podem ser explicados pelo fato de o método utilizar a frequência de ocorrência para prescrever Hn e Hx constantes em cada mês do ano. O Hx (Hn) é mais variável no verão (outono) (Figuras 4.3 e 4.2), mas mesmo que a Tx (Tn) tenha sido mais frequente ocorrido às 14 h (6 h) na maioria dos dias isso não é suficiente para compensar as maiores (menores) magnitudes de Tx (Tn) ocorridas em outros horários. Por isso, a curva do ciclo diurno médio da Tar observada no intervalo de horas em torno do pico é menos acentuado que a simulada.

Figura 4.8 – Ciclos diurnos do erro médio sazonais da Tar desagregada pelos métodos MHDT (linha vermelha) e WAVE (linha azul), a partir dos dados de Tx e Tn para região Sul do Brasil . A áreas sombreadas indicam os intervalos de confiança de 95%.

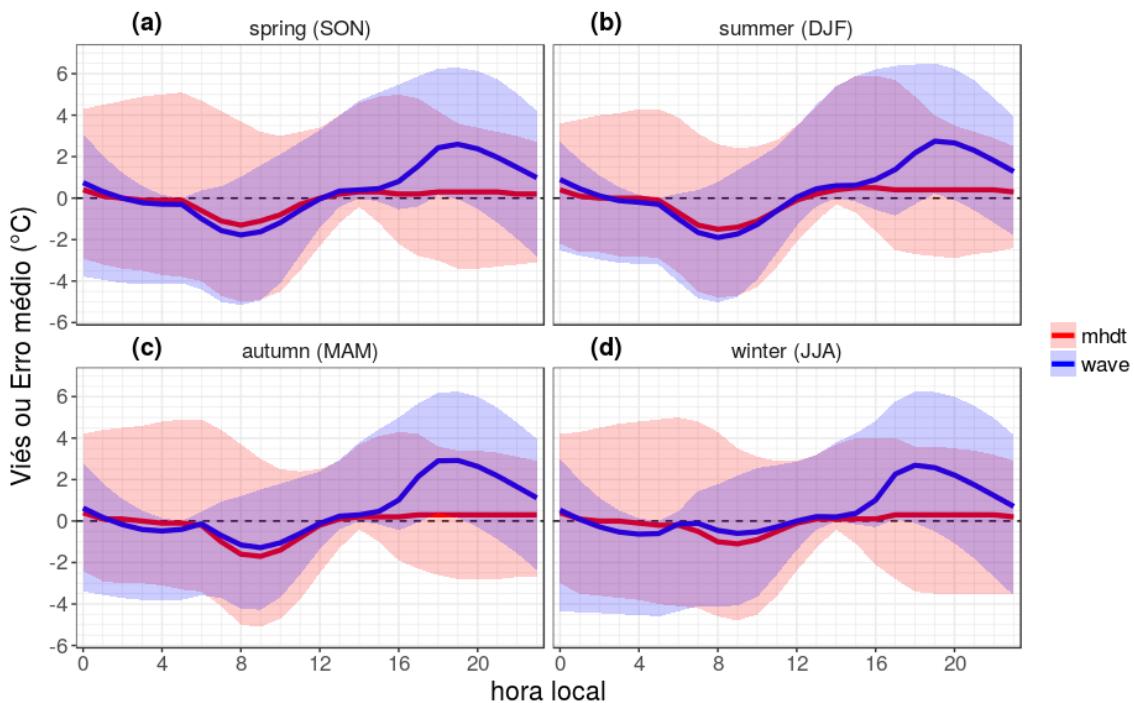


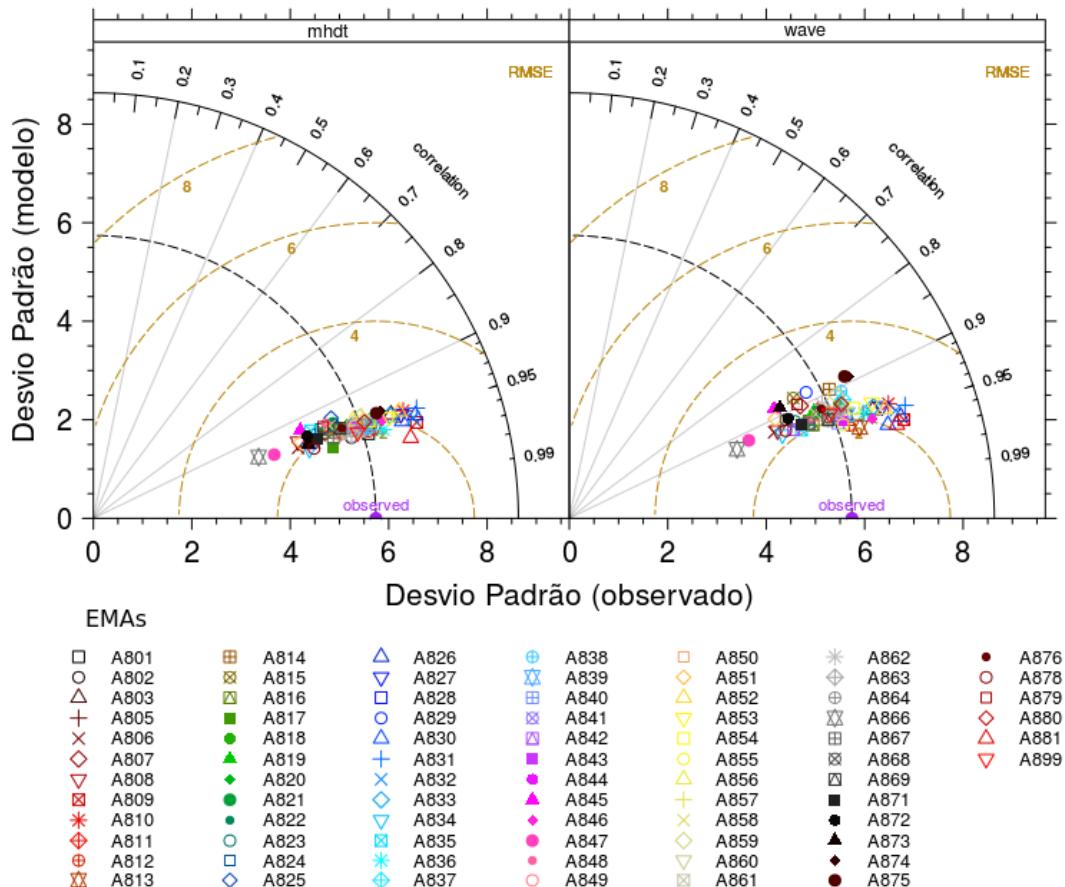
Tabela 4.1 – Horários dos extremos de Tar observada e desagregada pelos métodos WAVE e MHDT correspondente ao ciclo diurno médio.

Estação do ano	Hx^{obs}	Hx^{int}_{mhdt}	Hx^{int}_{wave}	Hx^{obs}	Hn^{int}_{mhdt}	Hn^{int}_{wave}
Primavera (SON)	14	14	14	5	5	5
Verão (DJF)	13	14	14	5	5	5
Outono (MAM)	14	14	14	5	6	5
Inverno (JJA)	14	14	14	6	6	5

4.3 DESEMPENHO DOS MÉTODOS DE DESAGREGAÇÃO DA TAR

O DT (Figura 4.9) revela que a *Tar* das *EMAs* estimada pelo MHDT apresenta alta correlação (0,95) com a *Tar* observada, enquanto que pelo WAVE a correlação variou entre 0,87 e 0,95 entre as *EMAs*. O RMSE do MHDT foi entre 1,5 a 2°C, já o do WAVE teve maior variação, 2°C a 3°C. O desvio padrão é proporcional à distância radial da origem, onde o observado foi de ~6°C. Pontos a esquerda (direita) a linha pontilhada preta implicam em uma amplitude de variação da *Tar* inferior (superior) a observada. Para ambos os modelos os intervalos de variação do desvio padrão simulado em relação ao observado foram similar entre si, com as *EMAs* A866 e A847 (A831 e A809) sendo as que claramente subestimam (superestimam) a variabilidade da *Tar* observada. De forma geral, o MHDT apresenta uma maior concordância com *Tar_h* das *EMAs* que o WAVE.

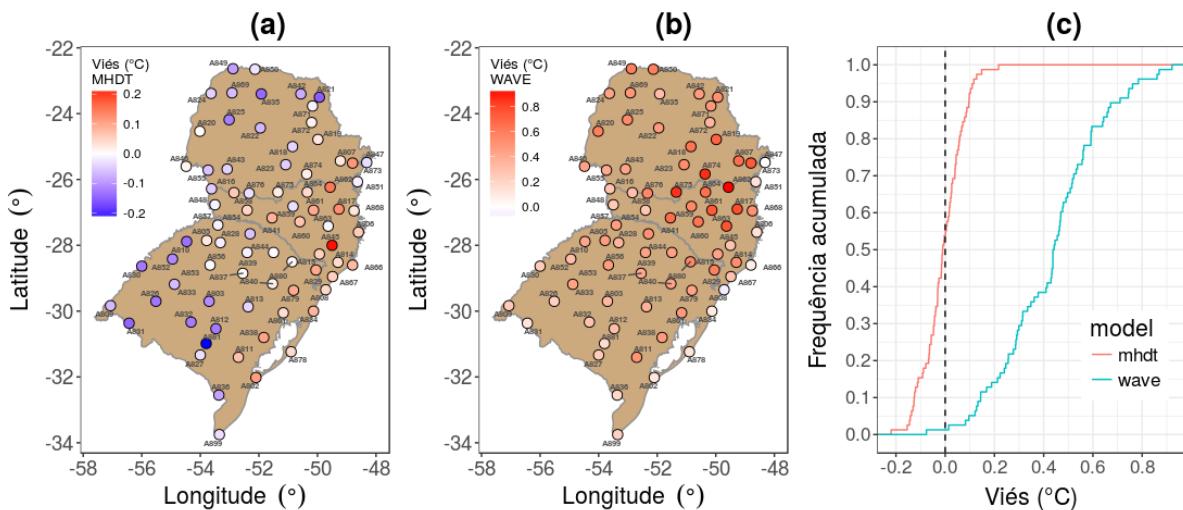
Figura 4.9 – Diagrama de Taylor para os métodos MHDT e WAVE



A variação espacial do viés obtido pela desagregação pelo MHDT (Figura 4.10a) evidenciou uma leve tendência de superestimativa (até 0,2°C) para as *EMAs* mais costeiras e de subestimativa (até -0,2°C) para as regiões mais no interior. O método

WAVE tendeu a superestimar sistematicamente Tar em toda região (Figura 4.10b) chegando até $0,8^{\circ}\text{C}$ para São Mateus do Sul-PR (A874) e Rio Negrinho-SC (A862). A Figura 4.10c amostra que o Viés do MHDT é simetricamente distribuído entre as EMAs, com $\sim 50\%$ subestimando e $\sim 50\%$ superestimando a Tar . No caso do WAVE a superestimativa é generalizada.

Figura 4.10 – Avaliação dos métodos de desagregação da Tar (MHDT e WAVE) através da variação espacial do viés para o sul do Brasil, no período de 2008-2012. (a) Viés do MHDT, (b) Diferença entre o Viés do MHDT e do WAVE e (c) a frequência de ocorrência acumulada do Viés para os dois métodos.

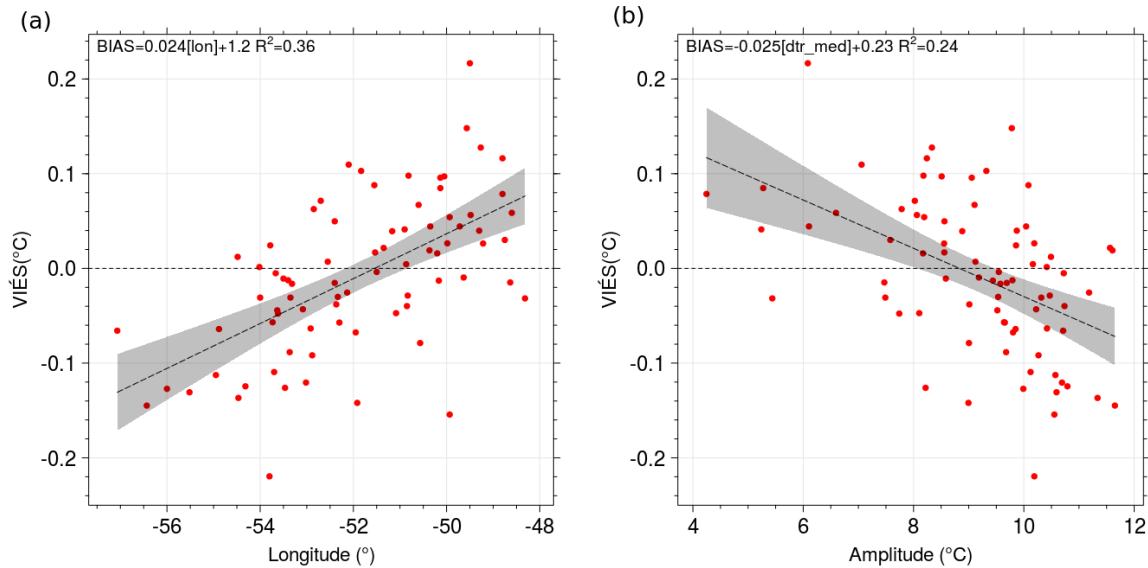


A Figura 4.11 mostra que apesar do Viés do MHDT tender a subestimar na direção do interior do continente, essa correlação é baixa ($R^2 = 0,36$). A correlação com a amplitude térmica média foi menor ainda ($R^2 = 0,24$), um indicativo que são perturbações nas condições médias do ciclo diurno que causam esses erros ao invés de fatores climáticos (altitude, continentalidade, oferta de radiação solar).

A acurácia do MHDT em termos do RMSE variou de $1,3^{\circ}\text{C}$ na EMA A847 (Ilha do Mel- PR) a $2,2^{\circ}\text{C}$ na A874 (São Mateus do Sul – PR) (Figura 4.12a). Em todo Sul do Brasil o RMSE foi inferior a $2,2^{\circ}\text{C}$ (Figura 4.12c) e em relação a acurácia do WAVE (Figura 4.12b) o MHDT reduziu o RMSE por quase 1°C , principalmente nas EMAs no setor leste da região. Em $\sim 40\%$ das EMAs o RMSE do WAVE foi superior a $2,2^{\circ}\text{C}$ (Figura 4.12c), indicando um melhor desempenho do MHDT dada sua maior complexidade em relação ao WAVE.

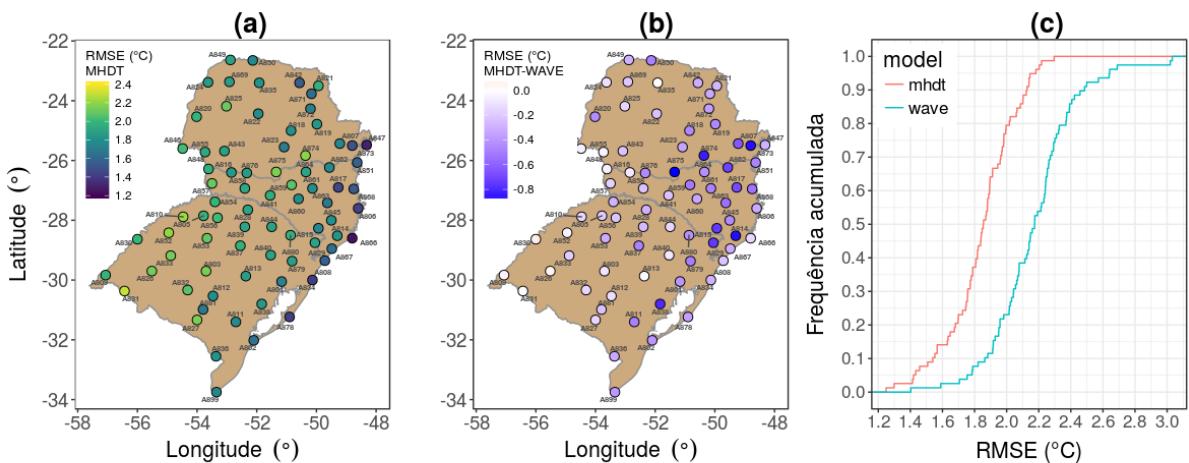
A figura 4.12a revela uma melhor acurácia do MHDT, mostrando que o RMSE varia de $1,3^{\circ}\text{C}$ na EMA A847 (Ilha do Mel, PR) a $2,2^{\circ}\text{C}$ na A874 (São Mateus do Sul, PR). Comparando-se os métodos, subtraindo o RMSE do MHDT pelo RMSE do WAVE (Figura 4.12b), observa-se que a maior diferença entre eles é na região costeira, onde

Figura 4.11 – Diagrama de dispersão do viés ($^{\circ}$ C), obtido da desagregação da Tar pelo MHDT com relação ao observado, pela (a) longitude ($^{\circ}$) e (b) amplitude térmica ($^{\circ}$ C)



o MHDT apresenta menores valores de RMSE, enquanto ambos erram juntos para regiões mais continentais. O WAVE apresenta um maior RMSE do que o MHDT para todas as EMAS (Figura 4.12c), indicando um melhor desempenho do MHDT dada sua maior complexidade em relação ao WAVE.

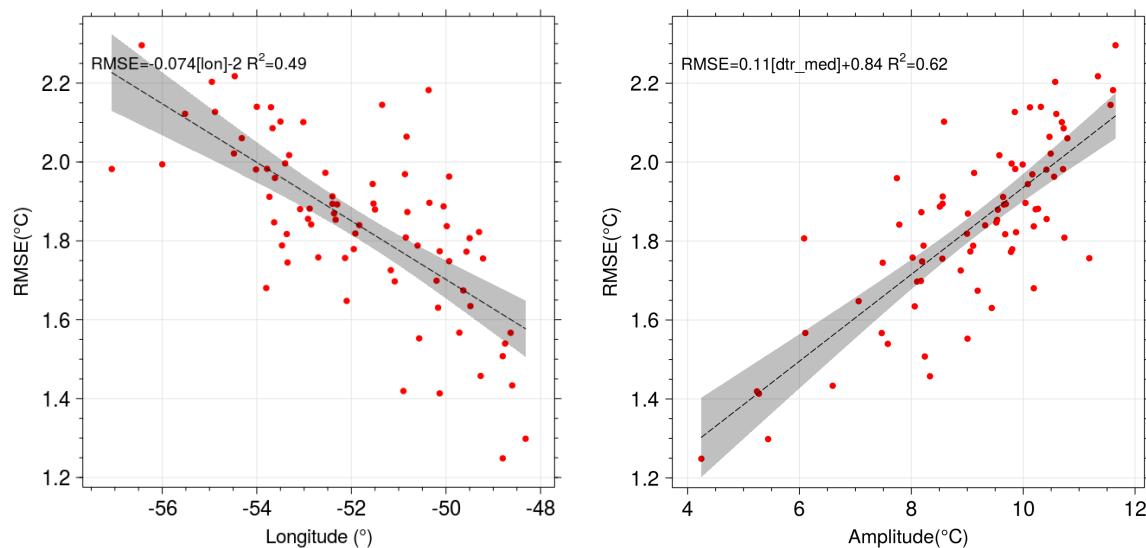
Figura 4.12 – Avaliação dos métodos de desagregação da Tar (MHDT e WAVE) através da variação espacial do RMSE para o sul do Brasil, no período de 2008-2012. (a) RMSE obtido pelo MHDT. (b) Diferença entre o RMSE do MHDT e do WAVE e (c) a frequência de ocorrência acumulada do RMSE para os dois métodos.



A acurácia do MHDT é melhor para regiões costeiras (menor amplitude térmica)

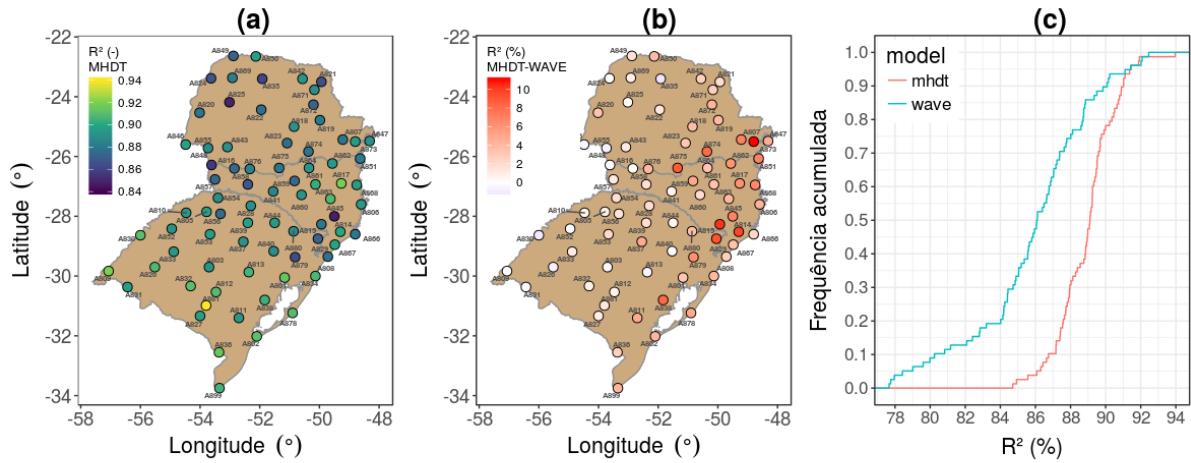
do que para as continentais (maior amplitude térmica) (Figura 4.13a). A variação zonal explica 49% da variação do RMSE, enquanto a amplitude térmica média explica 62% do RMSE (Figura 4.13b).

Figura 4.13 – Diagrama de dispersão da tendência do RMSE ($^{\circ}\text{C}$), obtido da desagregação da Tar horária pelo MHDT com relação ao observado, em função da (a) longitude ($^{\circ}$) e da (b) amplitude térmica ($^{\circ}\text{C}$) das EMAs no Sul do Brasil no período de 2008-2012.



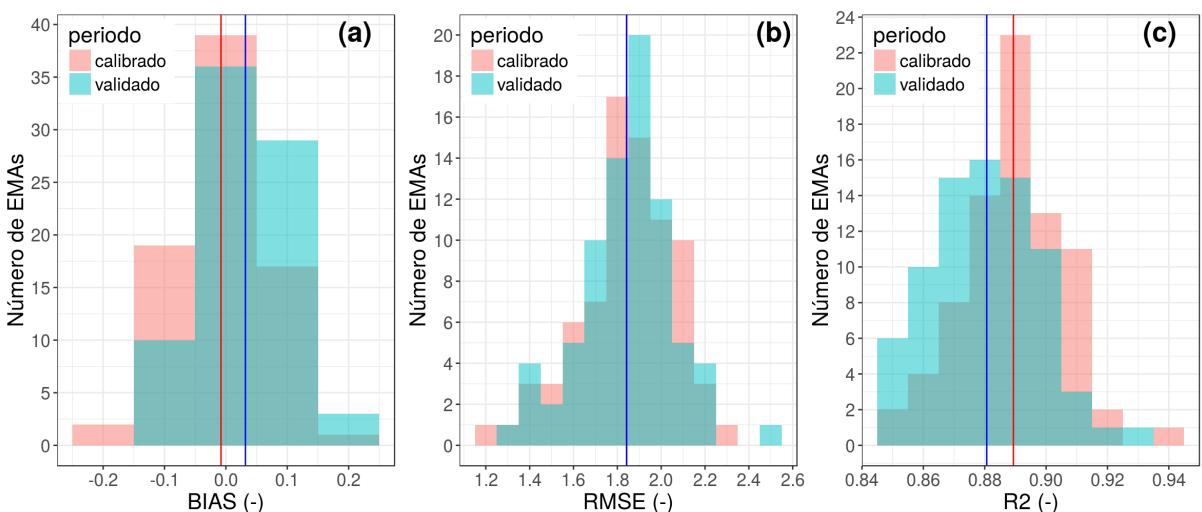
O coeficiente de determinação R^2 (Figura 4.14a) indicou que o MHDT explica de 84 (A845) a 92% (A881) da variabilidade horária da Tar observada no Sul do Brasil. Similarmente ao padrão espacial dos índices estatísticos apresentados previamente, os métodos diferem entre si principalmente na região costeira (Figura 4.14b), onde o MHDT se correlaciona por até 10% a mais que o WAVE. Enquanto para o MHDT o R^2 supera 85% em todas EMAs, no WAVE 20% das EMAs apresentam R^2 abaixo daquele valor (Figura 4.14c).

Figura 4.14 – Avaliação dos métodos de desagregação da *Tar* (MHDT e WAVE) através da variação espacial do R^2 para o sul do Brasil, no período de 2008-2012.



A validação do MHDT mostrou índices de desempenho muito comparáveis àqueles do período de calibração (Figura 4.15). O intervalo de variação Viés no período de validação reduziu em relação ao período de calibração e é inferior a incerteza da medida dos termômetros do INMET ($\pm 0,2^\circ\text{C}$). O RMSE manteve-se constante nos períodos (RMSE médio de $\sim 1,8^\circ\text{C}$). O R^2 obteve uma diminuição de 1% (de 0,89 para 0,88) do período calibrado para o validado. Essas estatísticas suportam uma validação com desempenho satisfatório do MHDT na simulação dos ciclos diurnos da *Tar* para o Sul do Brasil.

Figura 4.15 – Histograma do (a) VIES (b) RMSE e (c) R^2 do período calibrado e validado



5 CONCLUSÃO

Este trabalho relata a calibração e validação de um método de desagregação temporal da Tar horária para região Sul do Brasil, baseada nos seus valores extremos diários, amplamente disponíveis em estações meteorológicas convencionais. Foram utilizados dados horários da temperatura do ar horária de 78 estações meteorológicas automáticas no INMET no período de 2008 a 2015. A modelagem do ciclo diurno da Tar foi realizada com Modelo híbrido de desagregação temporal da Tar – MHDT, o qual foi calibrado para o período de 2008-2012 e validado no período de 2013-2015. O MHDT requer a calibração de 4 parâmetros que variam mensalmente e um que varia diariamente. Entre os parâmetros incluem-se os horários da temperatura máxima e mínima, que foram caracterizados para região Sul em termos de frequência de ocorrência e variabilidade espacial.

Hn é mais frequente às 5 horas da manhã na maioria das EMA, mas verificou-se um pico secundário às 23h. Em 20% das EMAs, Hn é mais frequente às 23 h e a região com esta característica abrange o Sul do PR, metade Leste do estado de SC e a faixa litorânea do RS. Essas estações são relativamente mais frias que as demais.

A validação do MHDT foi plenamente satisfatória e com índices comparáveis ao do período de calibração. As estatísticas da validação para as EMAs indicaram que o Viés não apresentou tendência sistemática de super ou subestimativa, com média de 0,05 °C. O RMSE médio foi de 1,8 °C e o R2 de 0,88.

O ciclo diurno médio das EMAs do sul do Brasil estimado pelo MHDT apresentou um padrão mais consistente ao observado que o modelo WAVE, aqui utilizado como base de referência para comparação. Espacialmente a acurácia (RMSE) e a correlação do MHDT são maiores na região costeira, porém ambos os métodos apresentaram uma menor acurácia para EMAs localizadas em regiões mais continentais onde a amplitude térmica diária média é maior. A variação espacial do viés mostrou leve tendência de superestimativa para as EMAs mais costeiras e de subestimativa para as regiões mais no interior; mostrando uma correlação com a longitude e amplitude térmica.

Com estes resultados e os parâmetros determinados para aplicação do MHDT (Tabelas B.1, B.2, B.3, B.4 e B.5 do apêndice B) é possível representar com boa acurácia a variação do regime térmico horário observado no sul do Brasil. Esses resultados permitem a reconstrução de séries históricas horárias da Tar tendo em vista a disponibilidade de dados dos extremos diários da Tar. As aplicações de uso desses resultados são amplas, como a provisão de dados de entrada para modelos fenológicos baseados na soma térmica em graus dia, modelos de conforto térmico animal e humano, a eficiência de painéis solares e a melhor acurácia da evapotranspiração em

modelos hidrológicos. Adicionalmente é possível realizar o preenchimento de falhas de Tar horárias frequentes nas séries das EMAs do INMET e a geração de séries horárias da Tar fornecida por projeções climáticas globais, geralmente disponíveis somente na escala diária.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AL-AJLAN, S.; FARIS, H. A.; KHONKAR, H. A simulation modeling for optimization of flat plate collector design in riyadh, saudi arabia. **Renewable Energy**, v. 28, p. 1325–1339., 2003.
- ALLAIRE, J. et al. **rmarkdown: Dynamic Documents for R. R package version 1.2.** [S.I.], 2016. Acesso em 02 nov. 2016. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=rmarkdown>>.
- CALVALCANTI, I. F. A.; KOUSKY, V. E. Frentes frias sobre o brasil. In: **Tempo e Clima do Brasil**. 1. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2009. cap. 9, p. 135–147.
- CAMPBELL, G. S.; NORMAN, J. M. An introduction to environmental biosphysics. **Journal of Hydrometeorology**, New York: Springer, n. 2, p. 286, 1998.
- CARSLAW, D. C.; ROPKINS, K. **openair: an R package for air quality data analysis. Environmental Modelling & Software**. [S.I.], 2012. v. 27-28, 52-61 p. Acesso em 15 nov. 2016.
- CESARACCIO, C. et al. An improved model for determining degree-day values from daily temperature data. **Int J Biometeorol**, n. 45, p. 161–169, 2001.
- CPTEC. **Boletim Climanálise: Sistemas frontais e frontogênese.** INPE, 2015. Acessado em 07 nov 2016. Disponível em: <<http://climanalise.cptec.inpe.br/~rclimanl/boletim/>>.
- ECCEL, E. What we can ask to hourly temperature recording. Part I: Statistical vs. meteorological meaning of minimum temperature. **Italian Journal of Agrometeorology**, p. 41–43, 2010.
- _____. What we can ask to hourly temperature recording. Part II: Hourly interpolation of temperatures for climatology and modelling. **Italian Journal of Agrometeorology**, p. 45–50, 2010.
- ECCEL, E.; CORDANO, E. **Interpol.T: Hourly interpolation of multiple temperature daily series.** Italia, 2013. R package version 2.1.1, 11 p. Acesso em 02 nov. 2016. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=Interpol.T>>.
- GRIMM, A. M. Clima da região sul do brasil. In: **Tempo e Clima do Brasil**. 1. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2009. cap. 17, p. 259–275.
- HIJMANS, R. J. **raster: Geographic Data Analysis and Modeling. R package version 2.5-8.** [S.I.], 2016. Acesso em 02 nov. 2016. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=raster>>.
- HOOGENBOOM, G.; HUCK, M. Rootsimu v4.0. a dynamic simulation of root growth, water uptake, and biomass partitioning in a soil–plant–atmosphere continuum: Update and documentation. **Agron. and Soils Department Series**, n. 109, p. 83, 1986.

INMET. Rede de Estações Meteorológicas Automáticas do INMET. Boulder, 2011. NOTA TÉCNICA No. 001/2011/SEGER/LAIME/CSC/INMET, 11 p. Acesso em 02 nov. 2016. Disponível em: <http://www.inmet.gov.br/portal/css/content/topo_iframe/pdf/Nota_Tecnica-Rede_estacoes_INMET.pdf>.

OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F. de; LYRA, G. B.; MENDES, L. S. Modelos de zolnier e campbell-norman para estimativa da temperatura do ar no rio de janeiro. **Rev. bras. eng. agríc. ambient**, v. 8, p. 727–733, 2015.

PARTON, W.; LOGAN, J. A model for diurnal variation in soil and air temperature. **Agricultural Meteorology**, n. 23, p. 205–216, 1981.

RAMOS, C. M. C. et al. Modelagem da variação horária da temperatura do ar em petrolina, pe, e botucatu, sp. **Rev. bras. eng. agríc. ambient**, p. 1, 2011.

REA, R.; ECCEL, E. Phenological models for blooming of apple in a mountainous region. **International Journal of Biometeorology**, v. 51, p. 1–16, 2006.

REBOITA, S. M. et al. Regimes de precipitação na América do Sul: uma revisão bibliográfica. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 25, n. 2, p. 182–204, 2010.

REICOSKY, L. et al. Accuracy of hourly air temperatures calculated from daily minima and maxima. **Agricultural and Forest Meteorology**, n. 46, p. 193–209, 1989.

ROLIM, G. D. S. et al. Classificação Climática de Köppen e de Thornthwaite e sua aplicabilidade na determinação de zonas agroclimáticas para o estado de São Paulo. **Bragantia**, v. 66, n. 4, p. 711–720, 2007.

SADLER, E. J.; SCHROLL, R. W. An empirical model of diurnal temperature patterns. **American Society of Agronomy**, v. 89, p. 542–548, 1996.

SAHA, S. et al. The ncep climate forecast system reanalysis. **Bull. Amer. Meteor. Soc.**, n. 91, p. 1015–1057, 2010.

SAILOR, D. J. Relating residential and commercial sector electricity loads to climate—evaluating state level sensitivities and vulnerabilities. **Energy**, v. 26, p. 645–657, 2001.

SILVA, V.; KOUSKY, V. E.; HIGGINS, R. Daily precipitation statistics for south america: An intercomparison between ncep reanalyses and observations. **Journal of Hydro-meteorology**, v. 12, p. 192–204, 2011.

TANG, Q. **A Distributed Biosphere–Hydrological Model for Continental Scale River Basins**. 2006. 181 f. Tese (Doutorado em Filosofia) — The University of Tokyo, Tokyo, 2006.

TANG, Q.; OKI, S. K. T.; HU, H. Hydrological cycles change in the yellow river basin during the last half of the twentieth century. **J. Climate**, v. 21, p. 1790–1806, 2008.

TEAM, R. C. **A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing**. Vienna, Austria, 2016. R package version 2.1.1, 11 p. Acesso em 15 nov. 2016. Disponível em: <<https://www.R-project.org/>>.

THOMPSON, V. A. et al. The development of a dynamic, mechanistic, thermal balance model for bos indicus and bos tauru. **Journal of Agricultural Science**, 2014.

WAICHLER, S. R.; WIGMSTA, M. S. Development of hourly meteorological values from daily data and significance to hydrological modeling at h. j. andrews experimental fores. **JOURNAL OF HYDROMETEOROLOGY**, p. 251–260, 2002.

WICKHAM, H. **ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis**. Springer-Verlag New York, 2009. 52-61 p. Acesso em 15 nov. 2016.

WILKE, C. O. **cowplot: Streamlined Plot Theme and Plot Annotations for 'ggplot2'**. R package version 0.7.0. [S.I.], 2016. Acesso em 02 nov. 2016. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=cowplot>>.

WIT, C. de et al. **Simulation of assimilation, respiration and transpiration of crops**. Wageningen, The Netherlands: Center for Agricultural Publishing and Documentation,, 1978. 141 p.

WREGE, M. S. et al. **Atlas Climático da Região Sul do Brasil**. Pelotas: Embrapa, 2011. 336 p.

XIE, Y. **knitr: A General-Purpose Package for Dynamic Report Generation in R**. R package version 1.14.4. [S.I.], 2014. Acesso em 02 nov. 2016.

ZAMBRANO-BIGIARINI, M. **hydroGOF: Goodness-of-fit functions for comparison of simulated and observed hydrological time series**. R package version 0.3-8. [S.I.], 2014. Acesso em 02 nov. 2016. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=hydroGOF>>.

ZOLNIER, S. Avaliação de modelos para estimativa dos valores médios horários do Índice de temperatura e umidade. **Engenharia na Agricultura. Série: Construções Rurais e Ambiência**, v. 5, p. 1–17, 1996.

APÊNDICE A – TABELAS DE INFORMAÇÕES DAS EMAS

Tabela A.1 – Informações das *EMAs* do Rio Grande do Sul: código, nome, latitude, longitude, porcentagem de dados faltantes, *Tar* média, e amplitude média da *Tar*

Código	Nome	Lat.(°)	Long.(°)	Faltantes (%)	<i>Tar</i> média (°C)	Amplitude da <i>Tar</i> (°C)
A801	PORTO ALEGRE	-30.05	-51.16	0.5	19.75	8.88
A802	RIO GRANDE	-32.01	-52.10	5.8	18.44	7.06
A803	SANTA MARIA	-29.70	-53.70	3.5	19.31	10.12
A805	SANTO AUGUSTO	-27.85	-53.783	6.2	19.02	9.86
A808	TORRES	-29.35	-49.71	3.5	19.32	6.10
A809	URUGUAIANA	-29.83	-57.06	1.5	19.80	10.71
A810	SANTA ROSA	-27.88	-54.46	14.2	20.32	11.34
A811	CANGUÇU	-31.40	-52.70	2.9	16.43	8.02
A812	CACAPAVA DO SUL	-30.53	-53.46	3.4	17.29	8.22
A813	RIO PARDO	-29.86	-52.36	3.0	19.24	9.01
A826	ALEGRETE	-29.70	-55.51	5.7	19.19	10.59
A827	BAGE	-31.33	-54.00	1.5	17.75	10.32
A828	ERECHIM	-27.65	-52.30	4.0	17.81	9.66
A829	SAO JOSE DOS AUSENTES	-28.75	-50.05	1.9	13.66	8.51
A830	SAO BORJA	-28.63	-56.00	4.2	20.65	9.99
A831	QUARAI	-30.36	-56.43	5.5	18.97	11.65
A832	SAO GABRIEL	-30.33	-54.31	1.6	19.57	10.79
A833	SANTIAGO	-29.18	-54.88	3.7	18.79	9.85
A834	TRAMANDAI	-30.00	-50.13	1.5	19.47	5.27
A836	JAGUARAO	-32.55	-53.36	3.1	17.69	9.68
A837	SOLEDADE	-28.85	-52.55	2.9	17.22	9.12
A838	CAMAQUA	-30.80	-51.83	6.1	18.16	9.32
A839	PASSO FUNDO	-28.21	-52.40	0.2	17.73	9.69
A840	BENTO GONCALVES	-29.16	-51.53	4.0	17.62	8.56
A844	LAGOA VERMELHA	-28.21	-51.50	3.8	17.00	9.55
A852	SAO LUIZ GONZAGA	-28.41	-54.95	11.4	20.85	10.57
A853	CRUZ ALTA	-28.60	-53.66	1.6	18.44	10.72
A854	FREDERICO WESTPHALEN	-27.38	-53.40	1.8	19.36	9.79
A856	PALMEIRA DA MISSOES	-27.91	-53.31	2.7	18.63	9.57
A878	MOSTARDAS	-31.23	-50.90	6.5	19.28	5.24
A879	CANELA	-29.36	-50.81	1.3	15.84	8.18
A880	VACARIA	-28.50	-50.86	1.4	15.32	10.16
A881	DOM PEDRITO	-30.98	-53.80	3.1	18.30	10.19
A899	CHUI	-33.75	-53.35	7.1	17.01	7.49

Tabela A.2 – Informações das *EMAs* de Santa Catarina: código, nome, latitude, longitude, porcentagem de dados faltantes, *Tar* média, e amplitude média da *Tar*

Código	Nome	Lat.(°)	Long.(°)	Faltantes (%)	<i>Tar</i> média (°C)	Amplitude da <i>Tar</i> (°C)
A806	FLORIANOPOLIS	-27.60000	-48.60000	0.8	21.08	6.59
A814	URUSSANGA	-28.51667	-49.30000	2.1	20.02	9.87
A815	SAO JOAQUIM	-28.26667	-49.93333	3.2	13.74	8.19
A816	NOVO HORIZONTE	-26.40000	-52.85000	4.2	18.11	7.78
A817	INDAIAL	-26.90000	-49.26667	2.7	20.70	8.33
A841	JOACABA	-27.16667	-51.55000	0.1	17.74	10.08
A845	BOM JARDIM DA SERRA	-28.00000	-49.50000	8.3	10.89	6.08
A848	DIONISIO CERQUEIRA	-26.28333	-53.61667	16.3	18.98	7.74
A851	ITAPOA	-26.06667	-48.63333	11.0	20.80	7.47
A857	SAO MIGUEL DO OESTE	-26.76667	-53.50000	4.1	19.54	8.58
A858	XANXERE	-26.93333	-52.40000	4.1	18.35	8.56
A859	CACADOR	-26.81667	-50.83333	1.6	16.44	10.47
A860	CURITIBANOS	-27.28333	-50.60000	0.7	16.34	9.11
A861	RIO DO CAMPO	-26.93333	-50.13333	9.9	17.67	9.06
A862	RIO NEGRINHO	-26.23333	-49.56667	4.5	16.75	9.78
A863	ITUPORANGA	-27.41667	-49.63333	3.3	18.10	9.19
A864	MAJOR VIEIRA	-26.38333	-50.35000	3.5	16.75	10.04
A866	SANTA MARTA	-28.60000	-48.80000	6.0	19.58	4.25
A867	ARARANGUA	-28.95000	-49.48333	2.7	19.67	8.06
A868	ITAJAI	-26.95000	-48.75000	0.2	20.51	7.58

Tabela A.3 – Informações das *EMAs* do Paraná: código, nome, latitude, longitude, porcentagem de dados faltantes, *Tar* média, e amplitude média da *Tar*

Código	Nome	Lat.(°)	Long.(°)	Faltantes (%)	<i>Tar</i> média (°C)	Amplitude da <i>Tar</i> (°C)
A807	CURITIBA	-25.43333	-49.21667	11.9	18.23	8.55
A818	IVAI	-25.00000	-50.85000	4.8	18.66	10.74
A819	CASTRO	-24.78333	-49.98333	1.6	17.30	10.19
A820	MAL. CANDIDO RONDON	-24.53333	-54.01667	5.8	21.63	10.42
A821	JOAQUIM TAVORA	-23.50000	-49.93333	3.0	21.10	10.55
A822	NOVA TEBAS	-24.43333	-51.95000	11.0	20.58	9.80
A823	INACIO MARTINS	-25.55000	-51.08333	5.4	16.15	8.10
A824	ICARAIMA	-23.38333	-53.63333	8.0	23.32	9.52
A825	GOIOERE	-24.18333	-53.01667	5.8	21.72	10.69
A835	MARINGA	-23.40000	-51.91667	9.4	22.72	9.00
A842	NOVA FATIMA	-23.40000	-50.56667	9.8	21.18	9.00
A843	DOIS VIZINHOS	-25.68333	-53.08333	9.0	20.11	10.22
A846	FOZ DO IGUACU	-25.60000	-54.48333	9.6	21.34	10.49
A847	ILHA DO MEL	-25.48333	-48.31667	13.3	21.78	5.44
A849	DIAMANTE DO NORTE	-22.63333	-52.88333	13.9	23.07	10.27
A850	PARANAPOEMA	-22.65000	-52.13333	16.5	23.00	11.18
A855	PLANALTO	-25.71667	-53.73333	9.3	21.36	9.64
A869	CIDADE GAUCHA	-23.36667	-52.91667	12.5	23.06	10.42
A871	JAPIRA	-23.76667	-50.16667	3.1	20.40	9.44
A872	VENTANIA	-24.26667	-50.20000	5.9	17.91	8.17
A873	MORRETES	-25.50000	-48.80000	3.6	20.97	8.24
A874	SAO MATEUS DO SUL	-25.83333	-50.36667	1.7	17.09	11.61
A875	GENERAL CARNEIRO	-26.38333	-51.35000	3.9	16.44	11.56
A876	CLEVELANDIA	-26.41667	-52.33333	1.2	17.41	9.53

APÊNDICE B – PARÂMETROS CALIBRADOS

Tabela B.1 – Parâmetro H_n para cada EMA e para cada mês

EMA	Jan	Fev	Mar	Apr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez
A801	4	5	5	6	6	6	6	6	5	5	4	4
A802	3	5	5	6	6	6	6	6	5	3	3	4
A803	5	5	5	6	6	6	6	6	6	5	5	5
A805	5	5	6	6	6	6	6	6	6	5	5	5
A806	5	5	5	6	6	6	6	6	5	3	4	4
A807	4	5	5	5	6	5	6	5	5	3	4	4
A808	5	5	5	6	6	6	6	6	5	5	4	3
A809	5	5	6	6	6	6	6	6	6	5	5	5
A810	5	5	6	6	6	6	6	6	5	5	5	5
A811	4	5	5	6	3	6	6	6	3	5	3	4
A812	5	5	6	6	6	6	6	6	5	5	4	4
A813	5	5	5	6	6	6	6	6	5	5	4	4
A814	5	5	5	5	6	6	6	6	5	5	4	4
A815	3	4	5	5	5	6	4	6	5	4	4	3
A816	5	5	6	6	6	6	6	6	6	5	4	5
A817	5	5	5	5	6	6	6	6	5	5	4	4
A818	5	5	5	6	6	6	6	6	5	5	4	4
A819	5	5	5	6	6	6	6	6	6	5	4	5
A820	5	5	5	6	6	6	6	6	5	5	5	5
A821	5	5	5	5	6	6	6	6	5	5	4	5
A822	5	5	5	5	6	6	6	6	5	5	4	4
A823	5	5	5	6	6	6	6	6	5	5	5	5
A824	5	5	6	6	6	6	6	6	6	5	5	5
A825	5	5	5	6	6	6	6	6	5	5	5	5
A826	5	5	6	6	6	6	6	6	6	5	5	5
A827	4	5	5	6	6	6	6	6	6	5	4	4
A828	5	5	6	6	6	6	6	6	5	5	5	5
A829	4	5	5	6	6	6	6	6	3	5	4	4
A830	5	5	6	6	6	6	6	6	6	5	5	5
A831	5	5	6	6	6	6	6	6	5	5	5	5
A832	4	5	6	6	6	5	6	6	5	5	4	4
A833	5	5	6	6	6	6	6	6	6	5	5	4
A834	4	5	5	6	6	6	6	6	5	3	3	3
A835	5	5	5	6	6	6	6	6	6	5	5	5
A836	5	5	6	6	6	6	6	6	6	5	4	4
A837	4	3	5	6	6	6	6	5	5	5	4	4
A838	5	5	5	6	6	6	6	6	5	5	4	4
A839	4	5	5	5	6	6	6	6	5	4	4	4
A840	5	5	6	6	6	6	6	6	5	5	4	4
A841	5	5	5	6	5	6	6	6	5	4	5	4
A842	5	5	5	5	6	6	6	6	5	5	5	4
A843	5	5	5	5	6	6	6	6	5	5	4	4
A844	5	5	5	6	6	6	6	6	5	5	4	4
A845	3	5	5	6	6	6	3	3	3	3	3	4
A846	5	5	4	6	6	6	6	6	6	5	5	5
A847	3	5	5	5	6	6	6	6	4	3	4	4
A848	5	4	3	3	6	6	6	6	6	5	5	5
A849	4	5	6	6	6	6	6	6	6	5	5	5
A850	5	5	5	5	6	6	6	6	5	5	4	4
A851	5	5	5	6	6	6	6	6	5	5	4	4
A852	5	5	6	6	6	6	6	6	5	5	5	5
A853	5	5	5	6	6	6	6	6	5	5	4	4
A854	5	5	6	6	6	6	6	6	5	5	4	4
A855	5	5	6	6	6	6	6	6	6	5	5	5
A856	5	5	5	6	6	6	6	6	5	5	4	4
A857	5	5	5	6	6	6	6	6	5	5	4	4
A858	5	5	5	5	6	3	6	6	5	4	4	4
A859	3	5	5	6	6	6	6	6	5	5	4	4
A860	5	5	5	6	6	6	6	6	5	5	4	4
A861	5	5	5	6	6	6	6	3	5	5	4	4
A862	5	5	5	6	6	6	6	6	5	5	4	4
A863	5	5	5	6	6	6	6	6	5	5	4	4
A864	5	5	5	5	6	6	6	6	5	4	4	4
A865	5	5	5	6	6	6	6	6	5	4	4	4
A866	5	5	5	5	6	6	6	6	5	4	4	4
A867	5	5	5	6	6	6	6	6	5	5	4	4
A868	4	5	5	6	6	6	6	6	6	5	5	4
A869	5	5	5	5	6	6	6	6	6	5	5	4
A870	5	5	5	5	6	6	6	6	5	5	4	4
A871	5	5	5	5	6	6	6	6	5	5	4	4
A872	5	5	5	5	4	6	6	6	5	4	4	5
A873	5	5	5	5	6	6	6	6	5	4	4	4
A874	3	5	3	6	6	6	6	6	6	5	4	5
A875	5	5	5	6	6	6	6	6	6	5	4	5
A876	5	5	5	6	6	6	6	6	5	5	5	4
A877	5	5	5	5	6	6	6	6	3	3	3	4
A878	4	5	5	5	5	3	6	6	5	5	3	3
A879	4	5	5	5	5	3	6	6	5	5	3	3
A880	5	3	6	6	6	6	6	6	5	5	3	4
A881	4	3	6	6	6	6	6	6	3	5	4	4
A882	5	5	5	6	6	6	6	6	5	5	4	4
Média	5	5	5	6	6	6	6	6	5	5	4	4

Tabela B.2 – Parâmetro Hx para cada EMA e para cada mês

Tabela B.3 – Parâmetro Hps para cada EMA e para cada mês

EMA	Jan	Fev	Mar	Apr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez
A801	18	18	17	17	17	17	17	17	17	17	18	18
A802	18	18	17	17	17	17	17	17	17	17	18	18
A803	19	19	18	17	17	17	17	17	18	18	18	19
A805	19	18	18	18	17	17	17	17	18	18	18	19
A806	17	17	17	17	19	17	17	17	17	17	18	18
A807	17	18	17	17	17	17	17	17	17	17	17	18
A808	17	17	17	17	18	17	20	17	17	17	17	17
A809	19	19	18	18	17	17	17	18	18	18	19	19
A810	19	19	18	18	17	17	17	18	18	18	19	19
A811	18	17	18	17	17	17	17	17	18	18	18	19
A812	19	19	18	17	17	17	17	17	18	18	18	19
A813	18	18	18	17	17	17	17	17	17	18	18	18
A814	19	18	18	17	17	17	17	17	17	18	18	18
A815	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	18	18
A816	18	18	18	17	17	17	17	17	17	18	18	18
A817	17	18	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
A818	19	18	18	18	17	17	17	18	18	18	18	18
A819	19	18	18	17	17	17	17	17	17	17	18	18
A820	19	19	18	18	17	17	17	18	18	18	18	19
A821	19	18	18	18	17	17	17	17	18	18	18	18
A822	18	18	18	18	17	17	17	17	18	18	18	18
A823	19	18	18	17	17	17	17	17	17	18	18	18
A824	19	18	18	18	17	17	17	17	17	18	18	19
A825	19	18	18	17	17	17	17	18	18	18	18	18
A826	19	19	18	18	17	17	17	17	18	18	19	19
A827	19	18	18	19	17	17	17	17	18	18	18	19
A828	19	18	18	18	17	17	17	17	18	18	18	19
A829	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	18
A830	19	19	18	18	17	17	17	18	18	18	18	19
A831	19	19	18	18	17	17	17	17	18	18	19	19
A832	19	19	18	18	17	17	17	17	18	18	18	19
A833	19	19	18	17	17	17	17	18	18	18	18	19
A834	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	18
A835	19	18	18	17	17	17	17	18	18	18	18	18
A836	19	19	18	17	17	17	17	18	18	18	18	19
A837	18	21	18	17	17	17	17	17	17	18	18	18
A838	19	18	18	17	17	17	17	17	17	17	18	18
A839	18	18	18	17	17	17	17	17	17	17	18	19
A840	19	18	18	17	17	17	17	17	17	18	18	19
A841	19	18	18	18	17	17	17	17	18	18	18	19
A842	18	18	18	17	17	17	17	17	17	18	18	18
A843	19	18	18	17	17	17	17	17	17	18	18	18
A844	19	18	18	17	17	17	17	17	18	18	18	19
A845	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	18
A846	19	18	19	17	17	17	17	18	18	18	18	19
A847	17	18	17	17	17	17	17	17	17	17	17	18
A848	18	18	17	17	17	17	17	17	18	18	18	18
A849	19	18	18	17	17	17	17	17	18	18	18	18
A850	18	18	18	18	17	17	17	18	18	18	18	18
A851	18	18	18	17	17	17	17	17	18	17	17	18
A852	19	18	18	18	17	17	17	17	17	18	18	19
A853	19	18	18	17	17	17	17	17	18	18	18	18
A854	19	18	18	18	17	17	17	17	18	18	19	18
A855	19	19	18	18	17	17	17	18	18	18	18	19
A856	19	18	18	17	17	17	17	17	17	18	18	18
A857	18	18	18	17	17	17	17	17	17	18	18	18
A858	18	18	18	17	17	17	17	17	17	17	18	18
A859	18	18	18	18	17	17	17	17	18	17	18	18
A860	18	18	18	17	17	17	17	17	17	17	18	18
A861	18	18	18	17	17	17	17	17	17	17	18	18
A862	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
A863	18	18	18	17	17	17	17	17	17	17	18	18
A866	17	17	17	17	21	21	17	17	17	17	17	17
A867	18	17	17	17	19	19	17	17	17	17	18	18
A869	18	18	18	17	17	17	17	17	18	18	18	18
A871	18	18	17	17	17	17	17	17	17	17	18	18
A872	18	18	18	17	17	17	17	17	17	17	18	17
A873	18	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
A875	19	18	18	17	17	17	17	18	18	18	18	19
A876	18	17	18	17	17	17	17	17	17	18	18	18
A878	18	18	17	17	17	17	17	17	17	17	17	18
A879	17	18	17	17	17	17	17	17	17	17	18	18
A880	18	17	18	17	17	17	17	17	17	18	18	18
A899	18	17	17	17	17	17	17	17	17	17	18	18
Média	18	18	18	17	17	17	17	17	17	18	18	18

Tabela B.4 – Parâmetro C para cada EMA e para cada mês

EMA	Jan	Fev	Mar	Apr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez
A801	0.51	0.55	0.34	0.39	0.42	0.45	0.43	0.46	0.40	0.42	0.56	0.47
A802	0.56	0.44	0.39	0.41	0.49	0.54	0.07	0.51	0.50	0.57	0.66	0.56
A803	0.42	0.54	0.39	0.26	0.34	0.40	0.44	0.28	0.35	0.23	0.32	0.47
A805	0.51	0.44	0.45	0.49	0.40	0.37	0.43	0.34	0.52	0.42	0.38	0.49
A806	0.32	0.40	0.34	0.38	0.47	0.34	0.40	0.48	0.44	0.52	0.49	0.53
A807	0.45	0.63	0.40	0.53	0.45	0.37	0.37	0.42	0.45	0.49	0.44	0.61
A808	0.27	0.32	0.23	0.33	0.38	0.31	0.47	0.36	0.34	0.42	0.33	0.45
A809	0.40	0.48	0.37	0.43	0.32	0.40	0.35	0.50	0.38	0.34	0.47	0.40
A810	0.51	0.56	0.39	0.50	0.30	0.35	0.32	0.47	0.42	0.38	0.44	0.42
A811	0.60	0.44	0.61	0.44	0.55	0.31	0.61	0.47	0.65	0.60	0.57	0.65
A812	0.50	0.56	0.44	0.30	0.36	0.62	0.48	0.40	0.49	0.43	0.37	0.49
A813	0.38	0.43	0.41	0.28	0.18	0.42	0.37	0.34	0.30	0.42	0.43	0.37
A814	0.64	0.61	0.57	0.41	0.47	0.55	0.53	0.44	0.43	0.55	0.53	0.51
A815	0.50	0.41	0.50	0.59	0.54	0.67	0.61	0.66	0.36	0.53	0.68	0.60
A816	0.34	0.49	0.47	0.36	0.42	0.51	0.44	0.30	0.36	0.14	0.43	0.46
A817	0.44	0.59	0.43	0.48	0.52	0.58	0.55	0.48	0.41	0.45	0.50	0.43
A818	0.60	0.47	0.49	0.56	0.40	0.45	0.38	0.53	0.47	0.49	0.45	0.43
A819	0.64	0.49	0.48	0.36	0.46	0.39	0.42	0.21	0.28	0.35	0.52	0.43
A820	0.61	0.65	0.46	0.58	0.42	0.42	0.36	0.57	0.56	0.47	0.46	0.65
A821	0.59	0.45	0.52	0.55	0.40	0.38	0.35	0.32	0.45	0.50	0.44	0.46
A822	0.41	0.47	0.46	0.49	0.37	0.41	0.34	0.28	0.37	0.45	0.41	0.49
A823	0.67	0.50	0.55	0.39	0.52	0.64	0.55	0.42	0.28	0.54	0.51	0.49
A824	0.47	0.45	0.43	0.46	0.34	0.39	0.35	0.31	0.25	0.50	0.55	0.56
A825	0.54	0.49	0.44	0.20	0.38	0.41	0.32	0.47	0.43	0.49	0.42	0.40
A826	0.40	0.48	0.34	0.38	0.34	0.29	0.22	0.30	0.38	0.28	0.46	0.41
A827	0.48	0.39	0.45	0.61	0.40	0.39	0.34	0.36	0.44	0.17	0.37	0.48
A828	0.58	0.45	0.54	0.55	0.44	0.42	0.46	0.37	0.49	0.44	0.42	0.57
A829	0.56	0.56	0.53	0.60	0.54	0.59	0.63	0.29	0.52	0.56	0.55	0.65
A830	0.44	0.47	0.30	0.40	0.28	0.32	0.28	0.43	0.37	0.30	0.31	0.44
A831	0.39	0.42	0.31	0.38	0.33	0.39	0.29	0.39	0.39	0.35	0.49	0.44
A832	0.47	0.47	0.34	0.38	0.31	0.38	0.30	0.29	0.37	0.40	0.36	0.46
A833	0.52	0.58	0.44	0.31	0.42	0.38	0.24	0.54	0.55	1.14	0.41	0.52
A834	0.45	0.48	0.44	0.44	0.48	0.48	0.52	0.65	0.45	0.53	0.50	0.58
A835	0.51	0.41	0.41	0.30	0.35	0.39	0.32	0.38	0.35	0.45	0.39	0.47
A836	0.58	0.60	0.46	0.30	0.39	0.33	0.41	0.37	0.75	0.50	0.48	0.55
A837	0.59	0.90	0.53	0.40	0.50	0.52	0.43	0.41	0.42	0.50	0.50	0.44
A838	0.61	0.50	0.61	0.42	0.58	0.48	0.49	0.54	0.49	0.47	0.60	0.54
A839	0.40	0.44	0.46	0.35	0.42	0.40	0.42	0.41	0.41	0.35	0.46	0.49
A840	0.57	0.52	0.48	0.39	0.40	0.50	0.59	0.34	0.33	0.46	0.46	0.55
A841	0.49	0.42	0.44	0.46	0.35	0.38	0.37	0.32	0.43	0.40	0.43	0.55
A842	0.47	0.50	0.52	0.35	0.44	0.47	0.44	0.38	0.32	0.50	0.42	0.46
A843	0.49	0.47	0.43	0.32	0.37	0.32	0.31	0.31	0.29	0.45	0.44	0.51
A844	0.53	0.39	0.45	0.30	0.33	0.31	0.36	0.32	0.44	0.44	0.43	0.48
A845	0.31	0.29	0.54	0.59	0.65	0.38	1.05	0.59	0.48	0.42	0.60	0.56
A846	0.47	0.39	0.37	0.32	0.32	0.36	0.30	0.44	0.37	0.39	0.36	0.57
A847	0.36	0.48	0.32	0.39	0.52	0.73	0.57	0.50	0.93	0.53	0.42	0.59
A848	0.34	NaN	NaN	NaN	0.32	0.50	0.51	0.27	0.37	0.39	0.47	0.45
A849	NaN	0.54	0.52	0.36	0.39	0.43	0.36	0.30	0.42	0.48	0.41	0.50
A850	0.48	0.47	0.49	0.52	0.40	0.41	0.34	0.51	0.44	0.48	0.44	0.44
A851	0.43	0.50	0.51	0.38	0.49	0.52	0.52	0.45	0.59	0.44	0.48	0.46
A852	0.49	0.36	0.37	0.43	0.32	0.36	0.36	0.28	0.24	0.36	0.37	0.45
A853	0.55	0.38	0.49	0.33	0.37	0.45	0.45	0.40	0.50	0.46	0.43	0.25
A854	0.54	0.35	0.46	0.51	0.41	0.41	0.41	0.33	0.51	0.41	0.63	0.41
A855	0.45	0.50	0.36	0.51	0.28	0.30	0.43	0.43	0.53	0.44	0.35	0.49
A856	0.55	0.60	0.46	0.34	0.39	0.41	0.40	0.31	0.35	0.39	0.36	0.37
A857	0.40	0.46	0.46	0.33	0.65	0.51	0.59	0.32	0.32	0.38	0.38	0.38
A858	0.39	0.58	0.52	0.46	0.38	0.51	0.50	0.41	0.37	0.56	0.46	0.56
A859	0.46	0.50	0.50	0.48	0.42	0.45	0.41	0.34	0.49	0.33	0.50	0.50
A860	0.44	0.50	0.54	0.37	0.46	0.44	0.49	0.63	0.38	0.48	0.57	0.52
A861	0.45	0.44	0.53	0.40	0.49	0.46	0.49	0.42	0.36	0.36	0.50	0.50
A862	0.46	0.51	0.40	0.50	0.50	0.45	0.48	0.45	0.48	0.55	0.49	0.43
A863	0.55	0.55	0.55	0.43	0.48	0.53	0.41	0.42	0.37	0.37	0.59	0.50
A866	0.38	0.79	0.40	0.40	0.57	0.67	0.34	0.28	0.39	0.54	0.43	0.33
A867	0.46	0.39	0.29	0.30	0.50	0.56	0.37	0.37	0.37	0.38	0.49	0.53
A869	0.35	0.48	0.42	0.30	0.34	0.34	0.33	0.28	0.39	0.46	0.44	0.42
A871	0.49	0.51	0.34	0.39	0.41	0.43	0.41	0.37	0.31	0.37	0.45	0.45
A872	0.45	0.60	0.41	0.39	0.59	0.46	0.50	0.43	0.34	0.45	0.39	0.47
A873	0.54	0.52	0.45	0.48	0.50	0.50	0.51	0.47	0.47	0.46	0.45	0.50
A875	0.71	0.53	0.60	0.45	0.53	0.46	0.42	0.56	0.61	0.39	0.54	0.71
A876	0.41	0.36	0.51	0.38	0.40	0.40	0.39	0.40	0.44	0.48	0.48	0.44
A878	0.57	0.69	0.47	0.29	0.55	0.59	0.61	0.99	0.76	0.49	0.53	0.57
A879	0.45	0.69	0.41	-0.13	0.57	0.61	0.77	0.48	0.52	0.47	0.58	0.52
A880	0.38	NaN	0.50	0.40	0.43	0.59	0.46	0.39	0.39	0.52	0.49	0.46
A899	0.58	NaN	0.39	0.35	0.49	0.58	0.66	0.46	0.59	0.55	0.64	0.73
Média	0.48	0.50	0.45	0.40	0.43	0.45	0.44	0.41	0.43	0.45	0.47	0.49

Tabela B.5 – Parâmetro k para cada EMA

EMA	k
A801	0.000
A802	2.222
A803	1.111
A805	1.111
A806	1.111
A807	0.000
A808	1.667
A809	1.667
A810	1.111
A811	0.000
A812	0.556
A813	0.000
A814	1.111
A815	0.000
A816	1.111
A817	0.000
A818	1.111
A819	0.000
A820	2.222
A821	1.111
A822	1.111
A823	0.556
A824	1.111
A825	1.111
A826	1.111
A827	1.111
A828	1.111
A829	0.000
A830	1.111
A831	2.222
A832	1.111
A833	1.111
A834	1.111
A835	1.111
A836	1.667
A837	0.000
A838	2.778
A839	0.556
A840	0.000
A841	0.556
A842	1.111
A843	1.111
A844	0.000
A845	0.000
A846	1.111
A847	1.667
A848	0.556
A849	1.111
A850	2.222
A851	2.222
A852	1.111
A853	1.111
A854	1.111
A855	1.111
A856	1.111
A857	1.111
A858	1.111
A859	0.000
A860	0.000
A861	0.000
A862	0.000
A863	0.000
A864	0.000
A866	0.000
A867	0.000
A868	0.000
A869	1.111
A871	1.111
A872	1.111
A873	0.000
A874	0.000
A875	1.111
A876	0.556
A878	0.556
A879	0.000
A880	0.000
A881	1.667
A899	0.556