

Preenchimento de Falhas dos Dados Diários de Temperatura Máxima e Mínima do Ar

Gap Filling in Daily Maximum and Minimum Air Temperature Datasets

Silvia Manami Yaguchi, Angelo Mendes Massignam, Wilian da Silva Ricce
e Cristina Pandolfo

Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina - Centro de Informações de Recursos Ambientais e de Hidrometeorologia de Santa Catarina, Brasil
smanamy@gmail.com; massigna@epagri.sc.gov.br; wilianricce@epagri.sc.gov.br; cristina@epagri.sc.gov.br

Resumo

Este trabalho objetiva determinar o método de preenchimento de falhas mais adequado para estimar temperaturas máxima e mínima diárias do ar das estações meteorológicas convencionais distribuídas pelo estado de Santa Catarina. Seis métodos de preenchimento de falhas foram utilizados para analisar as precisões das temperaturas estimadas através dos índices estatísticos erro médio absoluto (MAE), coeficiente de eficiência e coeficiente de determinação. Os métodos de Steurer na versão modificada (STMOD) e o de regressão linear múltipla (RLM) apresentaram os melhores desempenhos para a estimativa das temperaturas máxima e mínima do ar para o estado de Santa Catarina. De forma geral, os erros médios absolutos variaram no tempo e no espaço. Os maiores erros ocorreram no período de inverno e no interior do Estado.

Palavras-chave: Temperaturas extremas; Dados ausentes; Erro Médio Absoluto.

Abstract

The objective of this paper was to identify the best method of gap filling to estimate maximum and minimum air temperature of conventional meteorological stations located in Santa Catarina state. Six gap filling methods were applied to evaluate the precision of estimated temperature by using the statistical index mean absolute error (MAE), efficiency coefficient and coefficient of determination. The Steurer method in modified version (STMOD) and multiple linear regression (RLM) method showed the best performances of maximum and minimum air temperature estimation for Santa Catarina state. Generally, the mean absolute error fluctuated in time and space. The largest errors occurred in winter and inner state.

Keywords: Extreme Temperature; Missing Data; Mean Absolute Error.

Introdução

A Temperatura é uma das variáveis meteorológicas mais importantes e utilizadas em aplicações de previsão de tempo e de estudos climáticos. Suas séries de dados são frequentemente utilizadas, porém são raramente completas devido aos dados faltantes que podem surgir pela exclusão de dados com erros após passar pelo processo de controle de qualidade (Eischeid, 1995) ou pelo mau funcionamento do equipamento durante o período de monitoramento (Tardivo e Berti, 2012). Esses problemas podem causar perda de informações valiosas especialmente se forem casos de eventos extremos, representando obstáculo para pesquisas climáticas. Uma das soluções para resolver o problema de dados faltantes é a utilização de métodos de preenchimento de falhas. Vários autores (Acock e Pachepsky, 2000; De Gaetano et al., 1995; Kemp et al., 1983; Norton, 1985) apresentaram diferentes métodos de preenchimento de falhas de temperatura em diferentes regiões, períodos e distribuições espaciais das estações.

Os métodos de preenchimento de falhas de temperatura podem ser organizados em três categorias (Kemp et al., 1983). A primeira categoria de métodos utiliza somente os dados registrados da mesma estação para estimar os dados ausentes. Nesta categoria, existem os métodos de Interpolações Lineares (ILIN) e Médias Móveis (MMOV) (Kemp et al., 1983; Landsberg, 1958; Oliver, 1973). Esses métodos são usados com frequência (Xia et al., 1999; Tabony, 1983) e possuem a vantagem de não depender de dados de outras estações (Kemp et al., 1983). A segunda categoria de métodos utiliza dados de estações próximas para estimar os dados faltantes e é baseada na hipótese de que a diferença entre as temperaturas diárias das estações próximas é igual à diferença entre as médias mensais das temperaturas destas estações (Steurer, 1985). De Gaetano et al. (1995) modificou o método de Steurer (1985) adicionando a variabilidade dos dados, ou seja, o desvio padrão (STMOD).

Thevakaran e Sonnadara (2013) mostraram que o método STMOD estimou consistentemente as temperaturas médias mensais da máxima e da mínima com erro de $\pm 0,3^{\circ}\text{C}$ em Sri Lanka. Esse método pode ser aplicado em qualquer região com alta densidade de estações, diminuindo erros das variáveis estimadas. Outra categoria de métodos de preenchimento de falhas utiliza a regressão que é baseada nos dados disponíveis de uma ou mais estações adjacentes para desenvolver equações de regressões lineares simples ou múltiplas. Regressão Linear Simples (RLS), Regressão Linear Múltipla (RLM) e Regressão Linear Múltipla Passo a Passo ou Stepwise (RLMS) são os métodos que pertencem a essa categoria e foram usados em diversos trabalhos. Xia et al. (1999) mostrou que RLM teve as estimativas das temperaturas máxima e mínima diárias mais precisas quando comparadas com outros métodos e os erros absolutos variando entre $0,5^{\circ}\text{C}$ a 1°C . Kemp et al. (1983) afirma

também que RLM foi o melhor método de estimativa, embora não tivesse diferença significativa com o RLS. Tabony (1983) utilizou os três métodos de estimativa (RLS, RLM e RLMS), concluindo que os métodos RLM e RLMS apresentaram os menores erros. Os métodos com menores erros médios absolutos variaram com cada local estudado. A escolha do melhor método é essencial para estimar as temperaturas máxima e mínima do ar mais acuradamente.

O objetivo deste trabalho é determinar o método mais adequado para preencher falhas de temperaturas máxima e mínima diárias do ar para as estações meteorológicas convencionais do estado de Santa Catarina.

Material e métodos

Neste trabalho, foram selecionadas séries históricas de dados diários de temperaturas máxima e mínima do ar no total de 73 estações convencionais de diversas instituições dos estados de Santa Catarina (53), Rio Grande do Sul (8) e Paraná (12). As séries históricas não são homogêneas e abrangem o período de 1 de janeiro de 1961 a 31 de dezembro de 2014. A Figura 1 apresenta a distribuição das estações convencionais do estado de Santa Catarina.

Os dados de temperatura máxima e mínima do ar foram consistidos pelo sistema de controle de qualidade, composto de três testes: limite climatológico, variação brusca e persistência. Além disso, esses dados passaram por métodos de consistência conforme descritos por Vejen et al. (2002).



Figura 1 - Localização das estações meteorológicas convencionais dos estados de Santa Catarina, Paraná e Rio Grande do Sul no período de 1961 a 2014.

Os seis métodos de preenchimento de falhas foram selecionados para estimativa de temperaturas máxima e mínima do ar (Tabela 1). Os métodos ILIN e MMOV são compostos por média aritmética utilizando dados do dia anterior e posterior e dos dois dias anteriores e posteriores dos dados faltantes, respectivamente. O método STMOD adiciona as medidas de desvios padrão dos

Tabela 1- Equações de cada método que foram usados para estimar a temperatura máxima e mínima do ar para o dia, mês e ano, onde i é a estação adjacente da estação referência, n é o número total de estações, \bar{T}_{jkm} é a média mensal, S_{jkm} é o desvio padrão dos valores mensais de temperatura das estações, são os coeficientes das equações de regressões simples, múltipla e passo a passo, lat é latitude, lon é longitude, alt é altitude, $dist$ é a menor distância entre a estação e o limite da costa

Método	Equação
ILIN	$T_{ijkn} = 1/2 (T_{i-1jkn} + T_{i+1jkn})$
MMOV	$T_{ijkn} = 1/4 (T_{i-2jkn} + T_{i-1jkn} + T_{i+1jkn} + T_{i+2jkn})$
STMOD	$T_{ijkn} = S_{jkn} \frac{1}{M} \sum \left(\frac{T_{ijkm} - \bar{T}_{jkm}}{S_{jkm}} \right) + \bar{T}_{jkn}$
RLS	$T_{ijkn} = b_0 + b_1 T_{ijk1}$
RLM	$T_{ijkn} = b_0 + b_1 T_{ijk1} + b_2 T_{ijk2} + \dots + b_m T_{ijkm}$
RLMS	$T_{ijkn} = b_0 + b_1 lat + b_2 lon + b_3 alt + b_4 dist$

valores mensais no cálculo que abrange a diferença das temperaturas diárias e a diferença das médias mensais entre as estações adjacentes (De Gaetano et al., 1995). RLS é consistido na equação de regressão linear simples entre a temperatura máxima ou mínima do ar da estação que tem falha e da estação próxima a esta. O método RLM estimou as temperaturas através da equação de regressão linear múltipla entre a temperatura da estação que tem falha e as temperaturas das estações mais próximas (Ramesh et al., 2014). RLMS é o método que aplica a regressão linear múltipla passo a passo entre as temperaturas de todas as estações disponíveis e as variáveis independentes: latitude, longitude, altitude e distância referente à costa. É feito com uma combinação de técnicas de adição (passo forward) e remoção (passo backward) das variáveis independentes adotando um critério de seleção, onde nesse caso com probabilidade de erro igual a 5% (Goyal e Ojha, 2011).

Para os métodos STMOD, RLS e RLM, foram escolhidas inicialmente seis estações que apresentaram as menores distâncias entre a estação que tem falha e as estações que possuem valores de temperatura para o dia, mês e ano da falha. Dentro destas seis estações com menores distâncias, foram escolhidas quatro estações que apresentaram os maiores coeficientes de determinação da regressão linear simples entre as séries históricas das temperaturas da estação em estudo e as temperaturas das estações mais próximas para os métodos STMOD e RLM. As falhas de temperaturas máxima e mínima foram simuladas aleatoriamente seguindo as metodologias propostas por Cristóbal et al. (2008), De Oliveira et al. (2010) e Norton (1985). Foram feitas 300 simulações de falhas para cada estação de Santa Catarina. As estações do Rio Grande do Sul e do Paraná foram usadas somente

para os cálculos de preenchimento de falhas. A simulação de falhas foi considerada como um evento individual e não há falhas simuladas em dias consecutivos. Os dados simulados foram gerados para cada um dos seis métodos de preenchimento de falhas.

O desempenho dos métodos foi avaliado pelo erro médio absoluto (MAE), coeficiente de eficiência, conhecido como Eficiência de Nash-Sutcliffe (Nash e Sutcliffe, 1970), e Coeficiente de determinação (Krause et al., 2005; You et al., 2008). O erro médio absoluto é uma medida estatística que determina a magnitude dos erros de maneira precisa e robusta, sendo a mais adequada para avaliar a eficiência dos métodos em dados meteorológicos (Willmott, 1982 e 2005).

Resultados e Discussões

As Tabelas 2 e 3 apresentam MAE de temperaturas máxima e mínima do ar dos seis métodos utilizados para preenchimento de falhas. Independente da variável (temperaturas máxima e mínima do ar), os métodos STMOD, RLS e RLM mostraram os menores erros, entre 1,0 a 1,2°C na Tabela 2, e não tiveram diferenças significativas de erros médios absolutos. Ruiz-Cárdenas e Krainski (2011) usaram cinco métodos estatísticos de preenchimento de falhas para temperatura máxima e mínima do ar para o estado do Paraná (imputação de dados de séries temporais multivariadas, análise de componentes principais probabilísticos, MICE, Amelia II, método IDW com coeficiente de correlação e algoritmo EM) tiveram menores erros médios absolutos para a temperatura do ar (aproximadamente 0,6°C). Os métodos que utilizaram somente os dados registrados da mesma

Tabela 2 - Erro médio absoluto dos seis métodos de preenchimento de falhas de temperatura máxima, mínima do ar e do total em relação ao mês no estado de Santa Catarina. O intervalo de confiança da média foi calculado em função dos valores individuais para cada estação

	ILIN	MMOV	STMOD	RLS	RLM	RLMS
$MAE(T_{máx})$	1,9 ($\pm 0,1$)	2,2 ($\pm 0,1$)	1,1 ($\pm 0,1$)	1,2 ($\pm 0,1$)	1,1 ($\pm 0,1$)	1,4 ($\pm 0,1$)
$MAE(T_{mín})$	1,5 ($\pm 0,1$)	1,7 ($\pm 0,1$)	1,0 ($\pm 0,1$)	1,2 ($\pm 0,1$)	1,1 ($\pm 0,1$)	1,3 ($\pm 0,1$)
Total	1,7 ($\pm 0,1$)	1,9 ($\pm 0,1$)	1,0 ($\pm 0,1$)	1,2 ($\pm 0,1$)	1,1 ($\pm 0,1$)	1,3 ($\pm 0,1$)

Tabela 3 - Coeficientes de Eficiência de Nash-Sutcliffe e de Determinação e intervalos de confiança das estimativas de temperaturas máxima e mínima do ar dos seis métodos de preenchimento de falhas no estado de Santa Catarina. O intervalo de confiança da média foi calculado em função dos valores individuais para cada estação

	ILIN	MMOV	STMOD	RLS	RLM	RLMS
$E(T_{máx})$	0,76 ($\pm 0,01$)	0,71 ($\pm 0,02$)	0,92 ($\pm 0,01$)	0,90 ($\pm 0,02$)	0,92 ($\pm 0,02$)	0,87 ($\pm 0,02$)
$E(T_{mín})$	0,85 ($\pm 0,01$)	0,81 ($\pm 0,02$)	0,93 ($\pm 0,01$)	0,89 ($\pm 0,02$)	0,92 ($\pm 0,01$)	0,88 ($\pm 0,02$)
$r^2(T_{máx})$	0,76 ($\pm 0,01$)	0,71 ($\pm 0,02$)	0,92 ($\pm 0,01$)	0,90 ($\pm 0,02$)	0,92 ($\pm 0,02$)	0,87 ($\pm 0,01$)
$r^2(T_{mín})$	0,85 ($\pm 0,01$)	0,80 ($\pm 0,01$)	0,93 ($\pm 0,01$)	0,89 ($\pm 0,02$)	0,92 ($\pm 0,01$)	0,88 ($\pm 0,01$)

estação para estimar os dados ausentes

De temperatura (ILIN e MMOV) apresentaram os maiores erros (Tabela 2). Os coeficientes de eficiência e de determinação são verificados na Tabela 3. Em ambos os métodos STMOD e RLM os coeficientes foram significativamente maiores do que os outros métodos, ou seja, foram estimadas com melhor precisão, validando com os resultados obtidos com erro médio absoluto. Os valores dos coeficientes para temperatura máxima em relação à de temperatura mínima não possuíram diferenças significativas nos dois melhores métodos STMOD e RLM, sendo em torno de 0,92.

De uma forma geral, houve variação temporal dos MAE para a temperatura máxima (Figura 2. a) e a temperatura mínima (Figura 2.b) do ar independentemente de métodos de preenchimento de falhas. Os maiores MAE foram mostrados no inverno para a temperatura máxima (agosto) e para a temperatura mínima do ar (junho a agosto). A diferença de MAE para os métodos STMOD e RLM, que tiveram os menores erros, foi relativamente pequena, com esses métodos não diferindo significativamente ao longo dos meses.

Os métodos de preenchimento de falhas que usam apenas os próprios dados da estação (ILIN e MMOV) apresentaram maior variação mensal de erros do que os métodos que dependem de outras

estações (STMOD, RLS, RLM e RLMS).

Os métodos que utilizaram somente os dados registrados da mesma estação para estimar as falhas tiveram uma influência significativa da longitude para a temperatura máxima (Figura 3. a) e temperatura mínima do ar (Figura 3.b). Entretanto, os métodos que usaram dados de estações próximas para estimar os dados faltantes tiveram uma pequena influência da longitude na estimativa do preenchimento de falhas para a temperatura máxima do ar (Figura 3.b) e não houve efeito para a temperatura mínima do ar (Figura 3.a). Desta forma, a longitude mostrou efeito significativo na amplitude das temperaturas no estado de Santa Catarina, sendo que a amplitude térmica foi maior no interior do estado e menor no litoral,

Coincidindo com o efeito da continentalidade (Massignam et al., 2006). Além disso, a variação dos valores dos desvios padrões da média das temperaturas máximas decendiais em Santa Catarina foram explicadas principalmente pela longitude, observando um aumento do desvio padrão com o aumento da longitude de 48°W a 51°W (Massignam et al., 2005). Portanto, há maior variabilidade nas temperaturas no interior do que no litoral e, conseqüentemente, houve influência no MAE, principalmente nos métodos que utilizaram somente os dados registrados da mesma estação para estimar a falha.

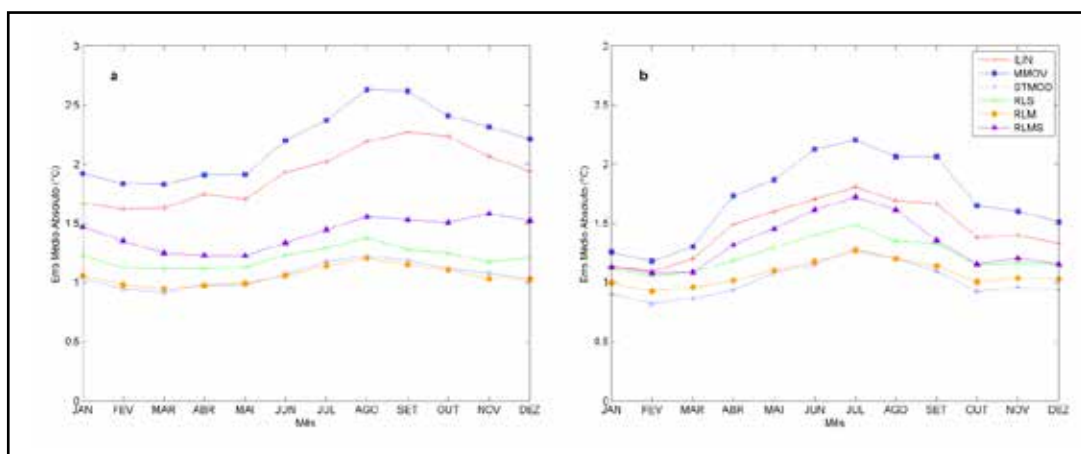


Figura 2 - Erro médio absoluto entre temperatura máxima (a) e mínima (b) do ar para os seis métodos de preenchimento de falhas em função do mês para as estações convencionais do estado de Santa Catarina

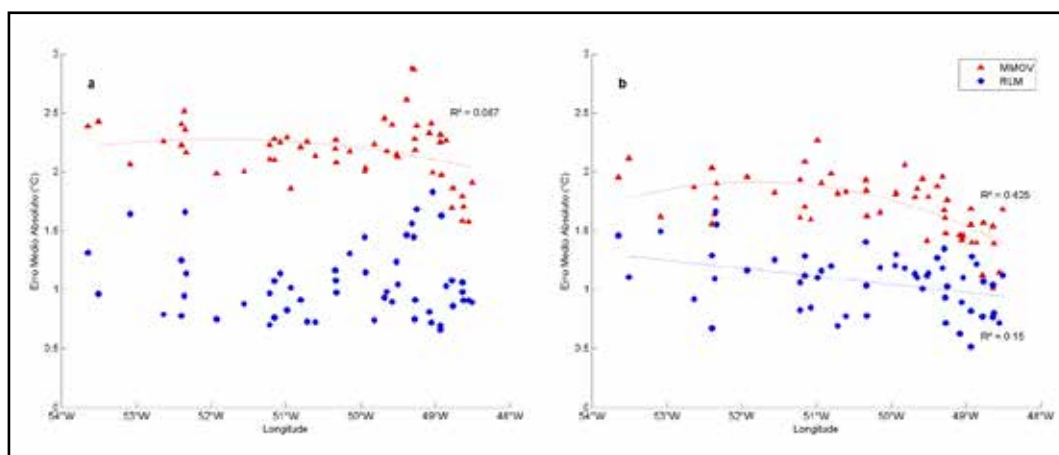


Figura 3 - Erro médio absoluto dos métodos de estimativa MMOV e RLM de temperatura máxima (a) e de temperatura mínima (b) em relação à longitude centrada no estado de Santa Catarina

Os métodos de preenchimento de falhas ILIN e MMOV apresentam limitações de uso devido à dependência de valores de temperatura nos dias anteriores e posteriores da falha. Logo, esses dois modelos não se aplicam para casos de falha com mais de um dia. O método STMOD também apresenta limitações para um número de falhas maior que três dias do mesmo mês, pois a média mensal resultante não seria capaz de representar a média mensal verdadeira (Henn et al., 2013). Os métodos de estimativa RLS, RLM e RLMS não têm restrições quanto ao número de falhas por mês, porém sua precisão depende da densidade e da distância entre as estações (De Gaetano et al., 1995; Neumann et al., 2003). Além disso, existem problemas que podem estar associados com os erros de métodos que utilizam dados de estações próximas: baixa densidade espacial das estações meteorológicas (Blackie e Simpson, 1993), a presença de não homogeneidade ou descontinuidade de séries temporais climatológicas que pode afetar a caracterização da variabilidade climática de uma região (Dos Santos et al., 2012) e a variabilidade dos dados de observação ser fortemente influenciada

peelo efeito da topografia complexa ou perturbações de pequena escala que causam erros micrometeorológicos e são difíceis de identificar (Gandin, 1988; Stahl et al., 2006; Xia et al., 1999). A geografia do estado de Santa Catarina possui grande variação altimétrica de 0 a 1827 metros (CEPED, 2013), sendo a altitude um dos fatores que explica a grande variabilidade espacial das temperaturas máxima e mínima do ar no estado (Massignam e Pandolfo, 2006).

Conclusões

Os métodos STMOD e RLM apresentam os melhores desempenhos para a estimativa de preenchimento das falhas de temperaturas máxima e mínima do ar para o estado de Santa Catarina. De forma geral, os erros médios absolutos variaram no tempo e no espaço. Os maiores erros ocorreram no período de inverno e no interior do estado de Santa Catarina

Agradecimentos

Os autores agradecem à Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina (Epagri) pelo fornecimento dos dados, à Financiadora de Estudos e Projetos (FINEP) pelo financiamento do projeto Rede Climatul para realização deste trabalho e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pela concessão da bolsa de pesquisa.

Referências

Acock M. C., Pachepsky Y. A. Estimating Missing Weather Data for Agricultural Simulations using Group Method of Data Handling. *Journal of Applied meteorology*. 2000, 39(7), 1176-1184.

Allen R. J., DeGaetano A. T. Estimating Missing Daily Temperature Extremes Using an Optimized Regression Approach. *International Journal of Climatology*. 2001, 21(11), 1305-1319.

Blackie J. R., Simpson T. K. M. Climatic Variability within the Balquhiddar Catchments and Its Effect on Penman Potential Evaporation. *Journal of hydrology*. 1993, 145(3), 371-387.

Centro Universitário de Estudos e Pesquisas sobre Desastres (CEPED), UFSC. Atlas Brasileira de Desastres Naturais: 1991 a 2012. Florianópolis. 2013, 168 p.

Chen Z., Goddard S., Hubbard K. G., Sorensen W. S., You J. A. Serially Complete US Dataset of Temperature and Precipitation for Decision Support Systems. *Journal of Environmental Informatics*. 2006, 8(2), 86-99.

Cristóbal J., Ninyerola M., Pons X. Modelling Air Temperature through a Combination of Remote Sensing and GIS Data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* (1984-2012). 2008, 113, 13p.

DeGaetano A. T., Eggleston K. L., Knapp W. W. A Method to Estimate Missing Daily Maximum and Minimum Temperature Observations. *Journal of Applied Meteorology*. 1995, 34(2), 371-380.

DeGaetano A. T., Belcher B. N. Spatial Interpolation of Daily Maximum and Minimum Air Temperature Based on Meteorological Model Analyses and Independent Observations. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*. 2007, 46(11), 1981-1992.

De Oliveira L. F. C., Fioreze A. P., Medeiros A. M. M., Silva M. A. S. Comparação de Metodologias de Preenchimento de Falhas de Séries Históricas de Precipitação Pluvial Anual. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*. 2010, 14(11), 1186-1192.

Dos Santos R. S., Sediyaama G. C., Oliveira R. A., Abrahão G. M. Homogeneidade de Séries Climatológicas em Minas Gerais. *Revista Brasileira Engenharia Agrícola e Ambiental*. 2012, 16(12), 1338-1345.

Eischeid J. K., Baker C. B., Karl T. R., Diaz H. F., 1995. The Quality Control of Long-Term Climatological Data Using Objective Data Analysis. *Journal of Applied Meteorology*. 1995, 34(12), 2787-2795.

Gandin L. S. Complex Quality Control of Meteorological Observations. *Monthly Weather Review*. 1988, 116(5), 1137-1156.

Goyal M. K., Ojha C. S. P. Evaluation of Linear Regression Methods as Downscaling Tools in Temperature Projections over The Pichola Lake Basin in India. *Hydrological Processes*. 2011, 25(9), 1453-1465.

Henn B., Raleigh M. S., Fisher A., Lundquist J. D. A Comparison of Methods for Filling Gaps in Hourly Near-Surface Air Temperature Data. *Journal of Hydrometeorology*. 2013, 14(3), 929-945.

Krause P., Boyle D. P., Bäse F. Comparison of Different Efficiency Criteria for Hydrological Model Assessment. *Advances in Geosciences*. 2005, 5, 89-97.

Kemp W. P., Burnell D. G., Everson D. O., Thomson A. J. Estimating Missing Daily Maximum and Minimum Temperatures. *Journal of Climate and Applied Meteorology*. 1983, 22(9), 1587-1593.

Landsberg H. *Physical Climatology*. Gray Printing Co. 1958, 283 p.

Massignam, A. M., Pandolfo C. H., Hammes L. A., Pereira E. S. Variabilidade e Probabilidade de Ocorrência de Temperaturas Máximas e Decendiais do Ar no Estado de Santa Catarina. *Revista de Ciências Agroveterinárias*. 2005, 4(2), 109-119.

Massignam A. M., Pandolfo C. H. Estimativa das Médias das Temperaturas Máximas, Médias e Mínimas do Ar Decendiais e Anuais do Estado de Santa Catarina. *Epagri Documentos*. 2006, 224 p.

Minuzzi R. B. Tendências na Variabilidade Climática de Santa Catarina, Brasil. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*. 2010, 14(12), 1288-1293.

Nash J., Sutcliffe J. V. River Flow Forecasting through Conceptual Models Part I – A Discussion of Principles. *Journal of Hydrology*. 1970, 10(3), 282-290.

Neumann D. W., Rajagopalan B., Zagona E. A. Regression Model for Daily Maximum Stream Temperature. *Journal of Environmental Engineering*. 2003, 129(7), 667-674.

- Norton D. A. A Multivariate Technique for Estimating New Zealand Temperature Normals. *Weather and Climate*. 1985, 5(2), 64-74.
- Oliver J. E. *Climate and Man's Environment: An Introduction to Applied Climatology*. Wiley. 1973, 517 p.
- Ramesh K., Anitha R., Sethil Kumar M. Lead Seven Day Maximum and Minimum Air Temperature Prediction: Comparative Study with Linear and Polynomial Regression. *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*. 2014, 8(1), 442-447.
- Ruiz-Cárdenas R., Krainski E. T. Preenchimento de Falhas em Bancos de Dados Meteorológicos Diários: Uma Comparação de Abordagens. *Congresso Brasileiro de Agrometeorologia*. 2011, Guarapari, ES. 5 p.
- Stahl K., Moore R. D., Asplin M. G., McKendry I. G. Comparison of Approaches for Spatial Interpolation of Daily Air Temperature in a Large Region with Complex Topography and Highly Variable Station Density. *Agricultural and Forest Meteorology*. 2006, 139(3), 224-236.
- Steurer, P. M. Creation of a Serially Complete Data Base of High Quality Maximum and Minimum Temperatures. National Climatic Data Center, NOAA. 1985.
- Tabony R. C. The Estimation of Missing Climatological Data. *Journal of Climatology*. 1983, 3(3), 297-314.
- Tardivo G., Berti A. A Dynamic Method for Gap Filling in Daily Temperature Datasets. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*. 2012, 51(6), 1079-1086.
- Thevakaran A., Sonnadara D. U. J. Reconstruction of Missing Monthly Temperature Observations in Jaffna, Sri Lanka. *Journal of the National Science Foundation of Sri Lanka*. 2013, 41(1), 21-28.
- Vejen F., Jacobsson C., Fredriksson U., Moe M., Andresen L., Hellsten E., Rissanen P., Palsdóttir T., Arason T. Quality Control of Meteorological Observations: Automatic Methods used in the Nordic Countries. *KLIMA*. 2002, 111 p.
- Willmott C. J. Some Comments on the Evaluation of Model Performance. *Bulletin of the American Meteorological Society*. 1982, 63(11), 1309-1313.
- Willmott C. J. Advantages of the Mean Absolute Error (MAE) Over the Root Mean Square Error (RMSE) in assessing Average Model Performance. 2005, 30, 79-82.
- Xia Y., Fabian P., Stohl A., Winterhalter M. Forest Climatology: Estimation of Missing Values for Bavaria, Germany. *Agricultural and Forest Meteorology*. 1999, 96(1), 131-144.
- You J., Hubbard K. G., Goddard S. Comparison of Methods for Spatially Estimating Station Temperatures in a Quality Control System. *International Journal of Climatology*. 2008, 28(6), 777-787.