



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS
Centro de Ciências Biológicas e da Saúde
Departamento de Ciências Ambientais
CURSO DE BACHARELADO EM GESTÃO E ANÁLISE AMBIENTAL
Rod. Washington Luís, Km. 235 – Cx. Postal. 676
CEP: 13565-905 – São Carlos – SP – Fone: (016) 3351-9776



PROJETO DE PESQUISA - MONOGRAFIA II

IMPACTO DA ADVECÇÃO NAS ESTIMATIVAS DE PRECIPITAÇÃO POR RADAR

Aluna: Julia Ribeiro

Orientador: Vandoir Bourscheidt

**SÃO CARLOS - SP
2025**

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS
CENTRO DE CIÊNCIAS BIOLÓGICAS E DA SAÚDE
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS AMBIENTAIS
CURSO DE BACHARELADO EM GESTÃO E ANÁLISE AMBIENTAL**

IMPACTO DA ADVECÇÃO NAS ESTIMATIVAS DE PRECIPITAÇÃO POR RADAR

Nome do Aluno: Julia Ribeiro

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Ciências Ambientais da Universidade Federal de São Carlos como parte dos requisitos para obtenção do título de Bacharel em Gestão e Análise Ambiental.

Orientador: Vandoir Bourscheidt

**SÃO CARLOS-SP
2025**

IMPACTO DA ADVECÇÃO NAS ESTIMATIVAS DE PRECIPITAÇÃO POR RADAR

JULIA RIBEIRO

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado em 17 de Fevereiro de 2025 ao Departamento de Ciências Ambientais da Universidade Federal de São Carlos como parte dos requisitos para obtenção do título de Bacharel em Gestão e Análise Ambiental.

.....

Vandoir Bourscheidt

AGRADECIMENTOS

Agradeço à Universidade Federal de São Carlos e ao Curso de Bacharelado em Gestão e Análise Ambiental pela formação acadêmica e pelas oportunidades de aprendizagem.

Ao meu orientador Vandoir Bourscheidt, por sua paciência, dedicação e habilidades contribuíram para a realização tanto da minha iniciação científica quanto pela Monografia I e II.

Aos meus pais, familiares e amigos que contribuíram para me manter firme na realização da graduação e realização de um grande sonho em ser formada pela Universidade Federal de São Carlos.

Ao meu avô Antônio (*in memoriam*), que o senhor esteja vendo essa grande realização pessoal, de onde estiver.

RESUMO

Eventos extremos de precipitação vem se tornando cada vez mais frequentes em decorrência das mudanças climáticas atuais. Diversas consequências acompanham esses episódios com grandes volumes de precipitação, como inundações, deslizamentos de terra, danos econômicos e na saúde humana. Desta forma, estimativas de precipitação realizadas por imagem de radar podem ser grandes aliados na mitigação dessas consequências, principalmente com o uso de ferramentas de nowcasting, que antecipam esses eventos extremos e auxiliam na tomada de decisão rápida do poder público. Porém, as estimativas de precipitação costumam apresentar certas limitações e algumas técnicas podem ser aplicadas na otimização dos resultados, como é o caso da advecção, que usa a extrapolação no tempo para reduzir os erros associados à limitação temporal das estimativas de precipitação. Desta forma, o presente projeto pretende avaliar as eventuais melhorias obtidas com a incorporação de técnicas de advecção (especificamente os métodos Lucas-Kanade/LK e Variational Echo Tracking/VET) nas estimativas de precipitação por radar, utilizando como referência as medidas de pluviômetros e validando os resultados com os índices estatísticos R^2 , Nash-Sutcliffe e erro médio absoluto (MAE). Os dados tratados com a advecção mostraram ligeira melhoria na relação com os dados dos pluviômetros, com valores de R^2 em média (todos os agrupamentos horários), de 0,2573 para o método VET, e de 0,2533 para o método LK, enquanto os dados sem tratamento apresentaram um R^2 de 0,2237. Por outro lado, os valores do MAE pioraram em relação aos dados originais, indicando um possível offset nos dados após as correções. O método VET se mostrou mais eficiente do que o método LK (R^2) para todos os agrupamentos temporais de dados, porém seu processamento foi mais lento do que o método LK, demonstrando possível limitação em seu uso para grandes conjuntos de dados. Além disso, o método LK apresentou uma aproximação maior da precipitação média acumulada (15,31 mm/h) em comparação ao mesmo parâmetro obtido a partir de dados pluviométricos in situ (23,08 mm/h). Os resultados demonstraram que a advecção pode ser considerada útil nas estimativas de precipitação, mas seu custo benefício em termos de processamento pode ser um fator a considerar em aplicações práticas.

Palavras - Chave: Chuva; Sensoriamento Remoto; Validação; Radar; LK; VET.

ABSTRACT

Extreme precipitation events have become increasingly frequent due to current climate changes. These episodes, characterized by heavy rainfall, bring various consequences such as floods, landslides, and harm to human health. In this context, rainfall estimates derived from radar imagery can be valuable tools in mitigating these impacts, especially with the use of nowcasting tools, which predict these extreme events in advance and aid in rapid decision-making by public authorities. However, rainfall estimates often have certain limitations, and some techniques can be applied to optimize results, such as advection, which uses temporal interpolation to reduce errors associated with the temporal limitations of rainfall estimates. Thus, this project aims to evaluate potential improvements achieved by incorporating advection techniques (specifically the Lucas-Kanade/LK and Variational Echo Tracking/VET methods) into radar-based rainfall estimates, using rain gauge measurements as a reference and validating the results with the R^2 , Nash-Sutcliffe, and Mean Absolute Error (MAE) indices. The data treated with advection showed a slight improvement in relation to the rain gauge data, with average R^2 values (all hourly groupings) of 0.2573 for the VET method and 0.2533 for the LK method, while the untreated data presented an R^2 of 0.2237. On the other hand, the MAE values worsened in relation to the original data, indicating a possible offset in the data after the adjustments. The VET method proved more efficient than the LK method (in terms of R^2) for all temporal data groupings, although its processing was slower than the LK method, indicating a potential limitation for use with large datasets. Moreover, the LK method showed a closer approximation to the average accumulated precipitation (15.31 mm/h) compared to the same parameter obtained from in situ rainfall data (23.08 mm/h). The results demonstrated that advection can be considered useful in precipitation estimates, but its cost-benefit in terms of computational processing may be a factor to consider in practical applications.

Keywords: Precipitation; Advection; Estimate; Radar; LK; VET.

SUMÁRIO

1. Introdução e Revisão Bibliográfica	8
2. Objetivos	10
2.1. Geral	10
2.2. Específicos	10
3. Materiais e Métodos	11
3.1. Área de Estudo	11
3.2. Dados Utilizados	12
3.2.1. Dados de Radar	12
3.2.2. Dados de Pluviômetro	12
3.3. Radares e Relação Z-R	13
3.4. Correção por Advecção	15
3.5. Índices estatísticos	16
3.5.1. Coeficiente de Determinação (R^2)	17
3.5.2. Índice de Eficiência de Nash-Sutcliffe (NSE)	17
3.5.3. Erro Absoluto Médio (MAE)	18
4. Resultados e Discussões	19
4.1. Advecção pelo pacote Pysteps - Lucas Kanade (LK)	19
4.2. Advecção pelo pacote Pysteps - VET	22
5. Conclusões	28
6. Referências	30

1. Introdução e Revisão Bibliográfica

Em decorrência das perceptíveis mudanças climáticas e das grandes alterações antropogênicas nas paisagens, eventos extremos de precipitação tornaram-se mais frequentes. De acordo com o IPCC (2019), eventos climáticos extremos (eventos que causam impactos à saúde humana, como ondas de calor e chuvas intensas) indicam riscos moderados e altos, com impactos severos e difusos. Esses eventos extremos causam grandes consequências, como alagamentos, inundações e deslizamentos de terra, afetando principalmente as pessoas (a população), a saúde pública e a economia da região afetada (BEZERRA et al., 2023). Além disso, esses danos são extremamente relevantes em termos de custo para a reconstrução de danos causados às estruturas públicas, por exemplo (BINETTI et al., 2022).

Dessa forma, as estimativas de precipitação podem contribuir para mitigar diversas consequências dos eventos extremos que afetam várias áreas, como a construção civil, as áreas agrícolas e a saúde humana (AFFONSO et al., 2020). Uma das principais contribuições nesse sentido é o seu uso em ferramentas de nowcasting, que permitem antecipar a ocorrência de eventos severos em curtíssimo prazo, auxiliando, por exemplo, as defesas civis dos municípios. Estudos, como o de Torres (2022), demonstraram que o uso de nowcasting é indispensável quando se trata de eventos de tempestades convectivas severas, pois auxilia a defesa civil na rápida tomada de decisões para minimizar os impactos desses eventos atípicos.

Portanto, monitorar e compreender as chuvas torna-se importante estrategicamente para tomadas de decisões rápidas (LEITE et al., 2023), além de contribuir para o planejamento urbano e a gestão dos municípios (AFFONSO et al., 2020), bem como para o monitoramento e a previsão meteorológica, auxiliando no gerenciamento e controle de enchentes (MIGUEL; RENNÓ, 2023).

Radares meteorológicos são comumente utilizados para realizar estimativas de precipitação, pois fornecem informações em intervalos de tempo curtos e com ótima resolução espacial, permitindo avaliar a dimensão espacial e temporal das precipitações (LEITE et al., 2023). Além de serem importantes para a previsão de precipitações e inundações, os radares possuem diversas aplicações hidrológicas, como modelagens, análise de frequência de precipitação, análise de precipitações multi-radar e multi-sensor, monitoramento de incêndios florestais, entre outros (BINETTI et al., 2022).

As estimativas de precipitação com o uso de radares baseiam-se na quantidade de energia refletida pela chuva e retornada para o radar (MIGUEL; RENNÓ, 2023). Essa quantidade de energia refletida é a potência de retorno, relacionada ao espectro de gotas iluminadas, denominado refletividade, que é proporcional à sexta potência dos diâmetros das partículas contidas em determinado volume iluminado.

Apesar da alta eficiência dos radares meteorológicos, esse tipo de equipamento possui alguns fatores que podem ocasionar erros na medição da precipitação, resultando, por vezes, em maiores incertezas do que as medições de pluviômetros (CALVETTI et al., 2003). Wilson e Brandes (1979) elencaram alguns erros associados ao equipamento, como estimativas imprecisas no fator de refletividade, variações na equação Z-R e diferenças na amostragem entre medidores de superfície e radar. Além disso, os mesmos autores apontaram erros que não estão diretamente relacionados ao radar, mas sim às condições climáticas da localidade onde o radar está inserido, como a atenuação das micro-ondas do radar pela própria precipitação, nuvens e gases atmosféricos, bem como o bloqueio de feixes devido a obstáculos.

Existem diversas técnicas que aprimoram os dados obtidos por radares meteorológicos com o objetivo de corrigir os erros mencionados anteriormente. Miguel (2018) utilizou o método de mínimos quadrados por meio do algoritmo BFGS (Broyden Fletcher Goldfarb Shanno) para corrigir as estimativas de precipitação dos radares meteorológicos. Esse método se baseia em dar pesos aos dados das estações conforme a sua concordância com os dados de chuva estimados pelo radar. Dessa forma, o BFGS se torna um método iterativo, que tem a capacidade de resolver problemas de otimização não linear (MIGUEL, 2018).

Além da técnica citada, outros procedimentos costumam ser usados para a otimização das estimativas de precipitação por radar. Entre esses procedimentos, destaca-se a técnica de advecção. A correção por advecção é um procedimento que utiliza interpolação temporal e se baseia na hipótese de que, em intervalos de tempo muito curtos, as características de pequena escala podem ser simplificadas como padrões de forma invariável que se propagam horizontalmente (SHAPIRO et al., 2010). Esse tipo de correção é significativo principalmente para ciclos longos de varreduras de radar e também para a presença de características de precipitação em movimentos rápidos (WOLFENSBERGER, 2024).

2. Objetivos

2.1. Geral

O trabalho pretende avaliar o efeito da incorporação da advecção nas estimativas de precipitação por radar, utilizando como referência as medidas de pluviômetros automáticos.

2.2. Específicos

Entre os objetivos específicos deste trabalho, podemos elencar:

1. Determinar a advecção das estimativas de precipitação por radar através de algoritmos específicos ;
2. Comparar o valor da precipitação de pluviômetros e imagens de radar, com e sem o tratamento dos dados feitos através dos métodos de advecção;
3. Comparar as diferenças dos índices estatísticos em diferentes períodos de tempo;
4. Avaliar as vantagens e desvantagens da aplicação da advecção nas estimativas de precipitação;

3. Materiais e Métodos

3.1. Área de Estudo

A área de estudo abrange 59 cidades do estado do Mato Grosso do Sul, localizado no Centro Oeste do Brasil (Figura 1). O estado do Mato Grosso do Sul possui cerca de 2.757.013 habitantes e uma densidade demográfica de 7,72 hab/km² (IBGE, 2022). O estado possui três biomas diferentes, sendo eles o Cerrado, o Pantanal e a Mata Atlântica (SILVA, 2024).

Para a classificação de Köppen (zonas climáticas), o estado possui diferentes tipos de classificação, como Af, Am, Aw e Cfa (APARECIDO et al., 2020). O clima Af é referente ao clima tropical úmido ou equatorial de floresta, o clima Am é o clima tropical de monção, o clima Aw é referente ao clima tropical de savana com estação seca de inverno, e por fim a classificação Cfa é o clima temperado úmido com verão quente (SÁ JUNIOR, 2009).

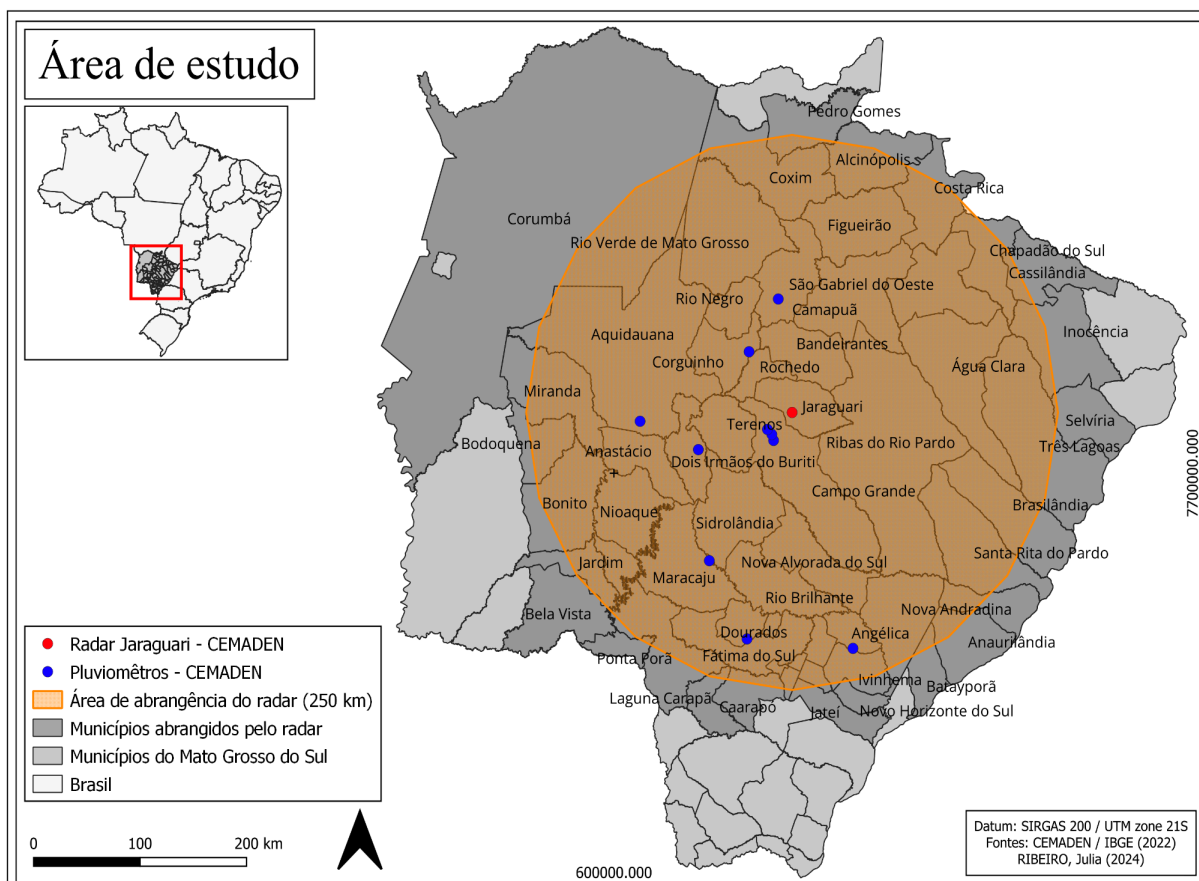


Figura 1 - Área de estudo. Autoria Própria.

3.2. *Dados Utilizados*

3.2.1. *Dados de Radar*

O radar utilizado na pesquisa foi o Radar Meteorológico localizado na cidade de Jaraguari-MS, sendo operado e mantido pelo CEMADEN (Centro Nacional de Monitoramento e Alerta de Desastres Naturais). O radar em questão possui dupla polarização, ou seja, emite pulsos de polarização horizontal e vertical de forma alternada, fornecendo maiores informações que radares com polarização simples (IPMA, 2025). O radar opera na Banda-S e possui uma resolução espacial de 5 minutos (CEMTEC, 2024). A localização do radar e sua área de abrangência pode ser visualizado na Figura 1.

O produto usado do radar de Jaraguari foi o CAPPI 3KM, com um raio de abrangência de 250 km (MANDÚ et al., 2024). No entanto, não foram encontradas informações sobre qual Equação ZR o radar utiliza. Foram selecionados dados do ano de 2019 entre os meses de maio e outubro.

3.2.2. *Dados de Pluviômetro*

Os dados de pluviômetros foram obtidos junto ao Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais (CEMADEN). Foram selecionados os pluviômetros que se encontravam dentro da área de abrangência do Radar Meteorológico citado acima. A localização de cada pluviômetro pode ser visualizada na Figura 1.

Por fim, os dados do CEMADEN, coletados em intervalos variáveis (10 minutos a uma hora), estão disponíveis para 10 pluviômetros na área de abrangência do radar selecionado. Porém, apenas 5 pluviômetros continham uma boa quantidade de dados disponíveis para o período para que pudessem ser utilizados. O código, o tipo de cada pluviômetro, a latitude, a longitude e a disponibilidade dos dados, pode ser visualizado na Tabela 1.

Tabela 1 - Pluviômetros CEMADEN dentro da abrangência do radar.

Código	Longitude	Latitude	Tipo	Dados disponíveis?
500769501A	-54.5765	-19,3664	Automático	Sim
500310801A	-54.8319	-19.7986	Automático	Sim - dados escassos
500110201A	-55.8055	-20.3736	Automático	Não
500348801A	-55.2781	-20.6000	Automático	Sim
500270402A	-54.6011	-20.5171	Automático	Não
500270401A	-54.6176	-20.4682	Automático	Não
500270403A	-54.6578	-20.4283	Automático	Não
500540001A	-55.1683	-21.5023	Automático	Sim
500370201A	-54.8167	-22.1346	Automático	Sim

500470001A	-53.8499	-22.1957	Automático	Sim
------------	----------	----------	------------	-----

Fonte: CEMADEN (<https://mapainterativo.cemaden.gov.br/#>)

Vale ressaltar que os dados dos pluviômetros selecionados seguiram o mesmo período de tempo dos dados de radar usados. Foi realizada uma filtragem inicial de quais estações apresentaram dados de precipitação para o período do estudo e, em seguida, somente os dias com precipitação foram selecionados e comparados com os dados de radar, pois era necessário que existisse dados de precipitação nos dois tipos de dados utilizados (os pluviométricos e os advindos do radar selecionado).

Para a realização dos procedimentos, foram selecionados dias com precipitação na maioria das estações selecionadas. Sendo assim, os dias selecionados foram: 23/05/2019, 24/05/2019, 26/06/2019, 27/06/2019, 04/07/2019, 05/07/2019, 26/07/2019, 25/09/2019, 21/10/2019 e 26/10/2019, totalizando 10 dias de análise.

Além dessa filtragem dos dados para maior otimização do tempo, para maior aproveitamento do pacote “pysteps” os dados para a validação dos resultados foram agrupados de 3 maneiras diferentes: de 10 em 10 minutos, de 30 em 30 minutos e de hora em hora.

3.3. Radares e Relação Z-R

Os radares (Radio Detection And Ranging) são sistemas eletromagnéticos utilizados para a detecção e localização de objetos. No funcionamento dos radares, um transmissor emite um pulso de energia eletromagnética, que se propaga através de uma antena móvel. Esse pulso viaja pelo espaço e, quando encontra algum obstáculo (no caso deste estudo, quando se depara com gotículas de água), parte do pulso é refletida e retorna pela mesma antena que o emitiu. Essa informação é então encaminhada por computadores para um receptor específico (CAMPOS, 2009).

A refletividade do radar (Z) depende do tamanho, aspecto e das propriedades dielétricas do alvo. No caso da precipitação, o índice de refletividade está diretamente relacionado ao número de hidrometeoros por unidade de volume, ao tamanho e ao estado físico desses hidrometeoros, bem como ao formato dos mesmos. De acordo com Massambani (2014), a refletividade é calculada pela seguinte equação:

$$\eta = \sum_i N_i \sigma_i$$

Onde N_i é o número de hidrometeoros por unidade de volume com secção transversal de retro-espalhamentos i , e a soma de todos os hidrometeoros em uma unidade de volume. Além dos fatores já citados, a intensidade da refletividade depende também da intensidade e distância da precipitação para o radar. Desta forma, a refletividade de uma precipitação mais distante será menor do que a refletividade de uma precipitação mais perto do radar (MASSAMBANI, 2014).

A partir da refletividade, são calculadas as taxas de precipitação (mm.h^{-1}), a partir da equação de conversão Z-R. Desta forma, a intensidade da chuva ou rainfall rate (R), é determinada a partir da equação elaborada por Marshall e Palmer (1948):

$$Z = aR^b$$

Onde a e b são constantes e específicas para cada tipo de sistema de chuva e R , é a intensidade de precipitação em mm/h . Além dos valores originais da equação de Marshall-Palmer, existem também outros ajustes conhecidos, como os valores de a e b encontrados Jones (1956) e Calheiros (1987). As três parametrizações mencionadas podem ser observadas na Tabela 3.

Tabela 3 - Equações Z-R.

EQUAÇÕES	AUTORES
$Z = 200R^{1.6}$	MARSHALL;PALMER, 1948
$Z = 486R^{1.37}$	JONES, 1956
$Z = 32R^{1.65}$	CALHEIROS, 1987

Fonte: MARSHALL;PALMER, 1948; JONES, 1956 e CALHEIROS, 1987

Para que seja possível encontrar o valor de R, a equação Z-R a ser utilizada deve ser invertida, resultando na relação abaixo:

$$R = \left(\frac{Z}{a}\right)^{\frac{1}{b}}$$

Vale ressaltar que a precipitação nesse caso é obtida em termos de taxa, devendo ser devidamente ajustada de acordo com o intervalo de análise para se obter o acumulado de precipitação. Para transformar os dados de refletividade do radar do CEMADEN, foi utilizada a equação de Calheiros (1987), uma vez que essa equação é considerada mista, sendo efetiva tanto para chuvas de sistemas convectivos quanto para sistemas estratiformes (ANDRZEJEWSKI et al., 2022).

3.4. Correção por Advecção

Como mencionado anteriormente, diversos erros podem afetar os resultados dos dados de radar. Para lidar com isso, existem vários métodos de correção de dados (despeckling, remoção de clutter, bloqueio de feixe, classificação de eco, etc.), e a correção por advecção é um desses métodos. O método consiste nas seguintes etapas: correção do efeito de altura do feixe, integração vertical, classificação convectivo-estratiforme, conversão de observáveis do radar em taxas de precipitação, correção do efeito de alcance e transformação das taxas de precipitação estimadas de coordenadas polares para uma grade cartesiana.

Duas características importantes desse algoritmo estão relacionadas aos tipos de correção realizados. A correção do efeito de altura do feixe é aplicada aos dados brutos da refletividade da varredura, e o método de correção por advecção é usado para estimar a acumulação de precipitação, utilizando campos de velocidade calculados com base em um método de correlação cruzada modificada (ANAGNOSTOU; KRAJEWSKI, 1999).

O método de advecção usado neste projeto é um algoritmo multicomponente baseado em radar, projetado para estimar a precipitação em tempo real, enfatizando o uso combinado de dados meteorológicos e medições pluviométricas in situ (ANAGNOSTOU; KRAJEWSKI, 1999). O objetivo principal do algoritmo é produzir mapas de acumulação em tempo real para intervalos de 1 hora, 3 horas e o total da precipitação (ANAGNOSTOU; KRAJEWSKI, 1999). A advecção é feita a partir da divisão dos mapas cartesianos de chuva (imagens de radar) em N subdivisões de tamanho igual. Para cada duas subdivisões, será gerado um vetor médio de advecção que é baseado no método de correlação cruzada. Esse vetor médio é o deslocamento espacial entre as duas subdivisões da imagem de radar (ANAGNOSTOU; KRAJEWSKI, 1999).

Para a análise, utilizaremos algoritmos com capacidade para determinar a advecção de dados de radar, com a finalidade de comparar seus resultados. O primeiro foi desenvolvido por Wolfensberger (2020), que foi implementado em Python por meio do pacote 'pysteps'. A criação desse código foi embasada em dois artigos principais: o de Anagnostou e Krajewski (1999), que detalha a complexidade do algoritmo, e o de Pulkkinen et al. (2019), que fornece informações sobre a biblioteca Pysteps, fundamental para a aplicação do algoritmo. O pacote "pysteps" suporta uma variedade de formatos de arquivos de entrada e saída, implementando

vários métodos de fluxo óptico para que seja possível produzir nowcasts de conjunto (WOLFENSBERGER, 2020).

Por fim, o algoritmo fornece estimativas de precipitação por hora, aceita informações externas de observações pluviométricas em tempo real, é formulado para anular as variações sazonais e geográficas dos regimes de chuva e possui calibração em tempo real. Além disso, ele garante consistência e convergência estatística para os valores dos parâmetros utilizados (ANAGNOSTOU; KRAJEWSKI, 1999).

Foram realizadas análises usando dois métodos de fluxo óptico diferentes dentro do pacote “pysteps”, o método “Lucas Kanade” e o método “VET”. O método “Lucas Kanade”, também chamado de LK, é um Módulo de Rastreamento de Recursos Locais, que consiste em se basear que pequenas regiões das imagens se movem de forma uniforme, usando um modelo de minimização de erro quadrático para determinar esses deslocamentos, resolvendo-as usando equações lineares locais, sendo mais precisa para pequenas mudanças e variações mais suaves (LUCAS; KANADE, 1981).

Já o método “VET” é um Módulo de Rastreamento de Eco Variacional, que consiste em combinar a velocidade radial (obtidas da varredura do doppler radar usado) e a análise do movimento horizontal de sistemas de chuva (LAROCHE; ZAWADZKI, 1995). Portanto, o método calcula os vetores de movimento entre as imagens baseado nas mudanças de posição de ecos de radar entre dois períodos de tempo e é usado principalmente para escalas de curto período (LAROCHE; ZAWADZKI, 1995), assim como o método LK.

3.5. Índices estatísticos

Para avaliar a confiabilidade dos resultados, três índices foram usados: coeficiente de determinação (R^2), coeficiente de Nash-Stucliffe (NSE) e erro médio absoluto (MAE). Esses índices são explicados de forma resumida nos tópicos a seguir.

Os índices foram aplicados de duas formas diferentes: o primeiro, comparando os dados dos pluviômetros e os dados de radar sem a correção. O segundo, comparando os dados dos pluviômetros e os dados de radar corrigidos.

3.5.1. Coeficiente de Determinação (R^2)

O R^2 , conhecido como coeficiente de determinação, é usado para avaliar a qualidade do ajuste do modelo utilizado para os dados. O R^2 pode variar de 0 a 1, tendo valor 0 para modelos que não possuem capacidade de explicar os dados e 1 quando o modelo consegue explicar 100% os dados, dando total confiabilidade aos resultados (CHIODE, 2020).

Este índice, pode ser calculado por:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} = \frac{SQR}{SQT}$$

sendo que y_i se refere ao valor da cada observação, \hat{y}_i os valores ajustados pelo modelo, e \bar{y} se refere a média amostral da variável resposta. Em outros termos, temos SQT sendo a soma de quadrados totais, ou seja a variação total entre as observações; e SQR a soma de quadrados da regressão (CHIODE, 2020).

Esse índice é um dos índices de qualidade de modelos mais usados. Ougahi e Mahmood (2022), por exemplo, usaram o R^2 para comparar fluxos de águas observados e simulados entre os anos 2015-2018 e 2019-2020, evidenciando muita efetividade para demonstrar a qualidade do modelo.

Para realizar o cálculo do R^2 , foi utilizado o pacote “statsmodels” em Python, que fornece classes e funções para a estimativa de diversos modelos estatísticos (SEABOLD; PERKTOLD, 2010).

3.5.2. Índice de Eficiência de Nash-Sutcliffe (NSE)

O índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (NSE) é amplamente usado para avaliar a precisão de modelos hidrológicos preditivos em comparação com os dados observados (NASH; SUTCLIFFE, 1970).

O NSE calcula a diferença entre os valores observados e os valores modelados. Dessa forma, seu resultado varia de $-\infty$ a 1, sendo que, quanto mais próximo de 1, melhor é o modelo gerado (NASH; SUTCLIFFE, 1970). Valores próximos de 0 indicam uma relação razoável entre os valores modelados e os observados, enquanto que valores negativos indicam que os valores valores preditos pelo modelo não tem uma boa aproximação com os valores observados.

O NSE pode ser calculado conforme a equação abaixo:

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n (Q_{o,t} - Q_{m,t})^2}{\sum_{t=1}^n (Q_{o,t} - Q_o)^2}$$

sendo $Q_{o,t}$ é o valor observado no tempo (t), $Q_{m,t}$ é o valor modelado no tempo (t), Q_o é a média dos valores observados e n é o número de observações.

Diversos estudos usam o NSE para validar seus modelos, Sono et al. (2023) usaram o NSE para validar uma modelagem hidrológica em larga escala, realizada para dados de precipitação por satélite, na bacia do Rio Huallaga, no Peru. Já Zhu et al. (2024), usaram o NSE para validar a construção de um conjunto de dados voltados para uma precipitação com alta precisão para a região do Planalto Qinghai-Tibet.

Para realizar o cálculo do NSE, foi utilizado o pacote “hydroeval” em Python, que fornece ajustes entre séries temporais de fluxo de água simuladas e observadas (HALLOUIN, 2021).

3.5.3. Erro Absoluto Médio (MAE)

O MAE (*Mean Absolute Error*) é calculado como a média das diferenças absolutas entre os valores preditos e o observados, com a seguinte fórmula (COBAN et al., 2021):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

Onde y_i são os valores observados, \hat{y}_i são os valores preditos e n é o número de observações. Maiores valores de MAE demonstram modelos menos precisos; desta forma, quanto menor for o valor do MAE, melhor será o modelo predito (COBAN et al., 2021). Por fornecer diretamente a diferença entre os valores observados e os preditos, o MAE se torna menos sensível às variações de outliers, trazendo resultados mais robustos (KARUNASINGHA, 2022).

O MAE vem sendo usado de forma ampla para validar modelos, principalmente modelos de precipitação. Estudos como de Bruster-Flores et al. (2019); Coban et al., (2021) e Oliveira et al. (2021), usaram o MAE para validar seus modelos de precipitação, se mostrando um índice efetivo para os estudos. Assim como nos outros índices, o MAE foi calculado utilizando o Python, através do pacote Scikitlearn.

4. Resultados e Discussões

4.1. Advecção pelo pacote Pysteps - Lucas Kanade (LK)

A Figura 2, mostra os dados originais e os dados corrigidos pela advecção pelo método LK, nota-se a suavização dos ruídos originais das imagens originais, fazendo com que o movimento da precipitação fique mais fluido.

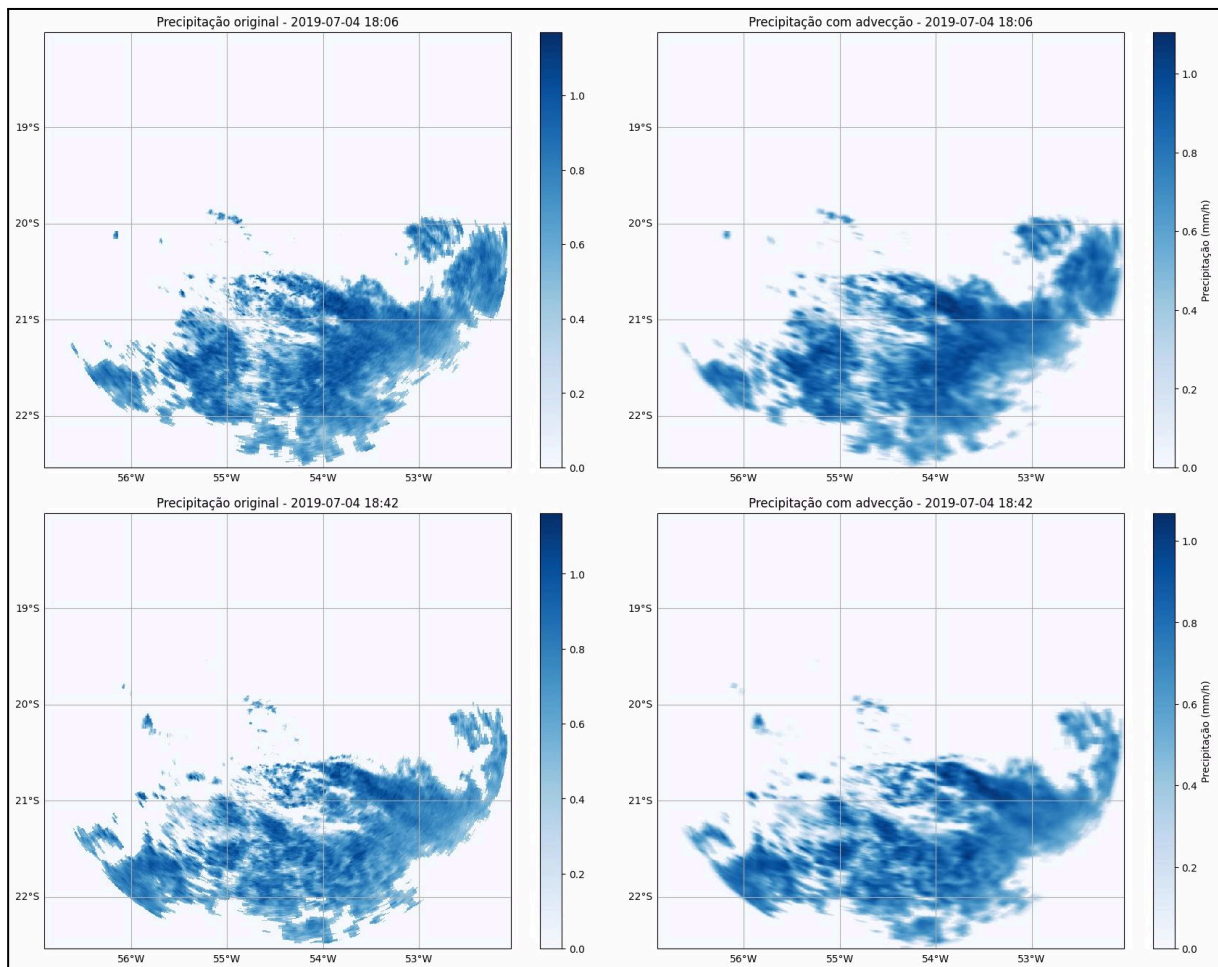


Figura 2 - Imagem comparativa entre as imagens de radar originais e após a aplicação do método LK. Autoria Própria.

A Tabela 4 descreve os resultados dos índices estatísticos para o agrupamento de 10 minutos. Nota-se uma melhora na maior parte dos índices quando aplicada a técnica de advecção, principalmente no R^2 e no NSE; já o MAE apresentou piora em seus resultados para este caso. Além disso, nota-se que todos os resultados do NSE (tanto com advecção quanto sem) apresentaram valores negativos, indicando que o NSE talvez não seja adequado para dados com uma dispersão relativamente grande entre valores preditos e medidos.

Após os resultados dos índices para todos os dias que foram pré-selecionados, foi realizada uma média dos índices para medir a proporção de melhora entre os resultados dos índices com os dados originais e os dados

corrigidos pela advecção. No MAE, o erro absoluto teve um aumento de 52,38%. O R^2 , quando aplicado a técnica de advecção, melhorou 47,29%. Por fim, o NSE apresentou uma piora de 0,41% quando aplicado a advecção, e apresentando somente valores negativos.

Tabela 4 - Resultados dos índices para 10 minutos do método Lucas Kanade.

MÉTODO LUCAS KANADE - 10 MINUTOS						
DATA	MAE	MAE *	R²	R² *	NSE	NSE*
23/05	0,0472	0,0474	0,1247	0,1668	-8,8576	-8,4693
24/05	0,0117	0,0121	0,1816	0,2003	-5,0184	-4,5581
26/06	0,0397	0,0404	0,1669	0,1852	-5,1683	-5,1526
27/06	0,0242	0,2390	0,0494	0,0970	-45,3144	-44,5335
04/07	0,0826	0,0831	0,1717	0,1865	-18,7263	-18,1989
05/07	0,0057	0,0058	0,0482	0,0467	-9,9647	-9,5355
16/07	0,0086	0,0090	0,0414	0,4210	-0,5633	-0,5508
25/09	0,0593	0,0604	0,1576	0,1683	-5,3451	-5,4223
21/10	0,0614	0,0625	0,0992	0,1017	-10,9231	-11,0240
26/10	0,0785	0,0786	0,1005	0,1074	-178,4326	-182,0477
MÉDIA	0,0419	0,0638	0,1141	0,1681	-28,8314	-28,9493

Fonte: Autoria Própria. * = Valores com o método de advecção.

Para o tempo de agrupamento de 30 minutos, os resultados podem ser visualizados na Tabela 5. O dia 23/05 foi o único dia em que o erro médio foi menor quando aplicado a advecção, nos demais o uso da advecção reduziu a concordância entre os dados medidos e estimados. Já o NSE para 30 minutos, novamente com valores negativos para todos os dias, apresentou leve melhora quando os valores médios são comparados. Seguindo o padrão do agrupamento de 10 minutos, em termos médios, o MAE teve uma piora de 18,53% e o R^2 teve uma melhora de 5,42%. O índice NSE também apresentou melhora quando aplicado a técnica de advecção, de 2,48% embora ainda apresente somente números negativos.

Por fim, para o agrupamento de 1 hora, os valores dos índices podem ser visualizados na Tabela 6. Os valores seguiram o padrão encontrado para o agrupamento de 30 minutos, onde os valores de MAE pioraram com a aplicação da advecção, mostrando um aumento dos erros, enquanto que o R^2 teve uma relativa melhora após a aplicação da técnica. Observou-se também a manutenção dos valores negativos para ambos os casos quando se fala do NSE.

De modo geral, o R^2 apresentou uma melhora de 4,80%; já o MAE teve uma piora de 13,56%, e o NSE apresentou melhora de 2,85% quando aplicado a técnica

de advecção, tendo somente um dia de resultados positivos (dia 16/07), mas ainda assim considerados baixos. Para os dados horários relacionados com esse método, foi elaborado um gráfico de dispersão (Figura 3) para o dia 23/05, demonstrando o efeito da advecção no ajuste entre os dados estimados e os valores medidos pelos pluviômetros.

Tabela 5 - Resultados dos índices para 30 minutos do método Lucas Kanade.

MÉTODO LUCAS KANADE- 30 MINUTOS						
DATA	MAE	MAE *	R²	R² *	NSE	NSE *
23/05	0,1217	0,1209	0,3662	0,4066	-5,2871	-4,9459
24/05	0,0294	0,0295	0,3237	0,3666	-3,2573	-2,7096
26/06	0,1020	0,1044	0,2541	0,2586	-4,5792	-4,4996
27/06	0,0650	0,0650	0,2416	0,2578	-28,3092	-24,6304
04/07	0,2337	0,2346	0,3486	0,3615	-16,4459	-16,1831
05/07	0,0155	0,0156	0,0579	0,0586	-8,2871	-7,0380
16/07	0,0242	0,2560	0,0865	0,0876	-0,0727	-0,0767
25/09	0,3281	0,3361	0,3126	0,3059	-5,0036	-5,0145
21/10	0,1788	0,1810	0,1917	0,2032	-7,1204	-7,0642
26/10	0,2278	0,2288	0,1579	0,1612	-123,0744	-124,2703
MÉDIA	0,1326	0,1572	0,2341	0,2468	-20,1437	-19,6432

Fonte: Autoria Própria. * = Valores com o método de advecção.

Tabela 6 - Resultados dos índices do método Lucas Kanade para 1 hora.

LUCAS KANADE - 1 HORA						
DATA	MAE	MAE*	R²	R² *	NSE	NSE *
23/05	0,2130	0,2125	0,5788	0,6812	-3,3485	-3,0130
24/05	0,0468	0,0475	0,5647	0,6055	-1,2352	-0,7727
26/06	0,1907	0,1950	0,3724	0,3632	-2,8466	-2,7595
27/06	0,1278	0,1273	0,3621	0,3814	-30,1273	-28,9554
04/07	0,4553	0,4563	0,4419	0,4499	-13,7670	-13,3820
05/07	0,0310	0,3120	0,0744	0,0764	-3,9932	-3,3619
16/07	0,0484	0,0512	0,1208	0,1223	0,0389	0,0373
25/09	0,3281	0,3361	0,3126	0,3059	-5,0036	-5,0145
21/10	0,3420	0,3456	0,2115	0,2157	-5,5781	-5,6155
26/10	0,4478	0,4499	0,2519	0,2477	-71,4264	-70,5389
MÉDIA	0,2231	0,2533	0,3291	0,3449	-13,7287	-13,3376

Fonte: Autoria Própria. * = Valores com o método de advecção.

É importante destacar que os resultados podem ter sido afetados pela falta de precipitação em várias horas seguidas, resultando em comparações entre zeros. Ressalta-se ainda a melhora da eficiência do método Lucas Kanade para curtos períodos de tempo, sendo que o método apresentou melhores resultados em termos

de proporção de melhora, quando os dados foram agrupados em intervalos de 10 minutos (principalmente o R^2).

Em todos os intervalos de tempo em que os dados foram agrupados, o NSE, mesmo demonstrando melhora nos resultados após a aplicação da técnica de advecção, continuou apresentando valores negativos. Ressalta-se também que a melhora do NSE foi maior em agrupamentos de tempos maiores (30 minutos e 1 hora).

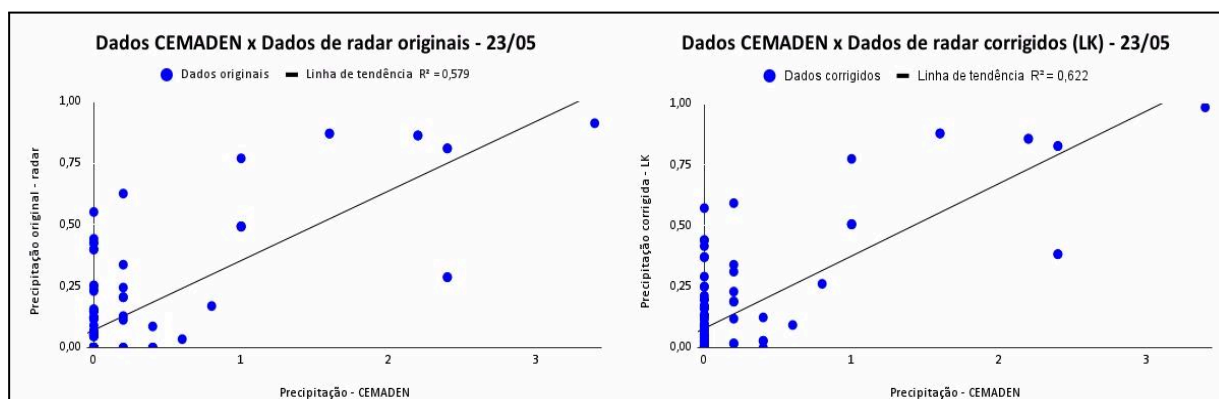


Figura 3 - Gráfico de dispersão dos dados em 1 hora, método LK. Autoria Própria.

4.2. Advecção pelo pacote Pysteps - VET

A Figura 4 mostra o resultado da comparação entre os dados medidos com pluviômetros em relação às estimativas de radar originais e as obtidas após a aplicação da advecção pelo método VET, de forma similar ao mostrado na Figura 3 anteriormente. O método VET também suaviza os ruídos das imagens originais, mas percebe-se que as estimativas com a incorporação da advecção não se tornam tão claras como o resultado gerado pelo método LK.

A Tabela 7 descreve os resultados dos índices estatísticos para o agrupamento de 10 minutos. Nota-se uma melhora nos índices quando aplicada a técnica de advecção, com exceção do MAE. Além disso, nota-se que todos os resultados do NSE (tanto com advecção quanto sem) apresentaram valores negativos, assim como ocorreu com o método LK. Para o agrupamento de 10 minutos, os 3 índices apresentaram melhora para as estimativas ajustadas pela advecção. O MAE piorou em 0,86%, tendo um aumento de erro médio menor do que o método LK. Já os índices R^2 e NSE, tiveram uma melhora de 15,82% e 1,03% respectivamente. Nota-se que, quando comparadas as proporções de melhora com o primeiro método (LK), o LK teve um desempenho superior ao VET apenas no R^2 . Tendo em vista que o MAE aumentou de forma menos significativa no método VET,

pode-se sugerir que os modelos para esse caso foram mais precisos. Quanto ao NSE, no VET o índice foi superior, visto que no método LK, para o agrupamento de 10 minutos, o índice NSE teve uma piora de desempenho.

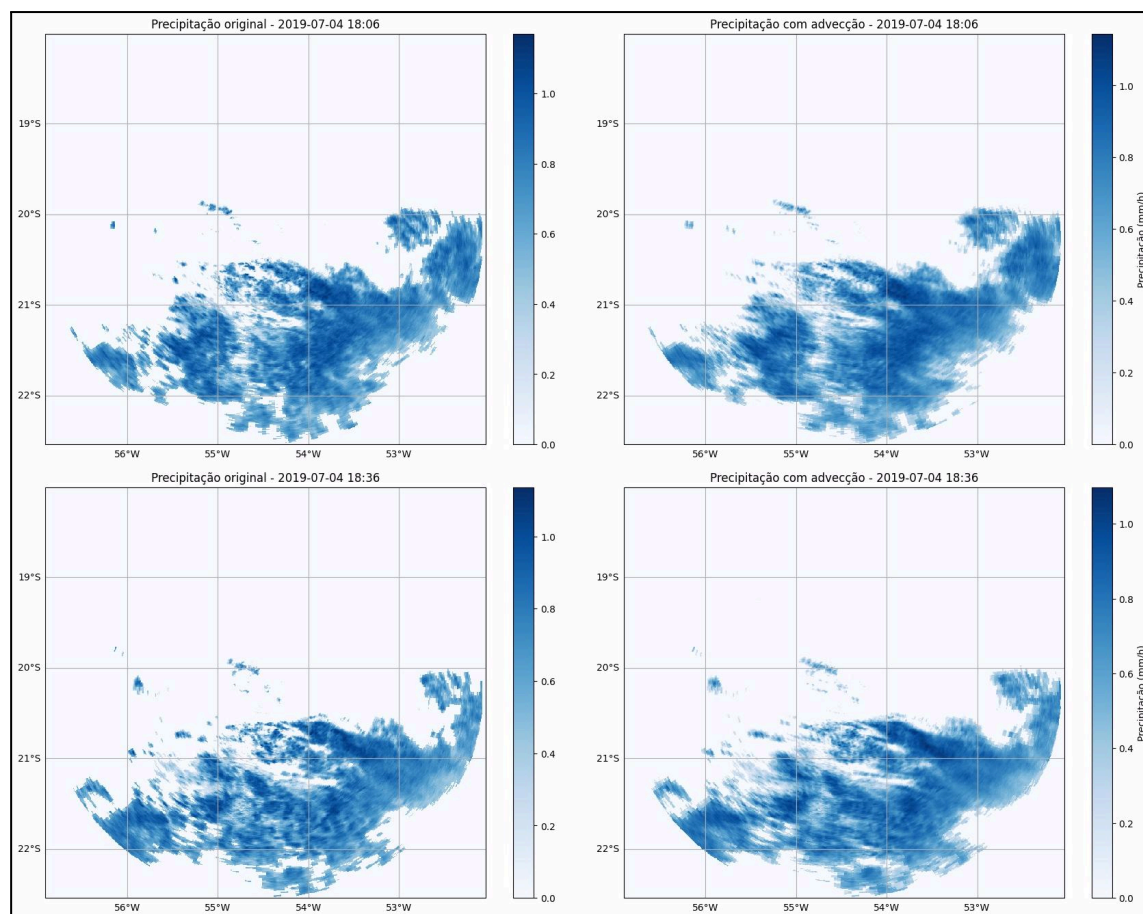


Figura 4 - Imagem comparativa entre as imagens de radar originais e após a aplicação do método VET. Autoria Própria.

Tabela 7 - Resultados dos índices do método VET para 10 minutos.

VET- 10 MINUTOS						
DATA	MAE	MAE*	R ²	R ² *	NSE	NSE*
23/05	0,0472	0,0471	0,1247	0,1585	-8,8576	-8,6713
24/05	0,0117	0,0119	0,1816	0,1979	-5,0484	-4,6426
26/06	0,0397	0,0403	0,1669	0,1835	-5,1683	-5,1411
27/06	0,0242	0,0238	0,0494	0,1009	-45,3144	-43,5278
04/07	0,0826	0,0830	0,1717	0,1865	-18,7263	-18,4895
05/07	0,0057	0,0058	0,0482	0,0721	-9,9647	-8,4216
16/07	0,0086	0,0091	0,0414	0,0418	-0,5633	-0,5527
25/09	0,0593	0,0604	0,1576	0,1689	-5,3451	-5,4603
21/10	0,0614	0,0623	0,0992	0,1028	-10,9231	-10,0165
26/10	0,0785	0,0788	0,1005	0,1088	-178,4326	-180,4409
MÉDIA	0,0419	0,0423	0,1141	0,1322	-28,8344	-28,5364

Fonte: Autoria Própria. * = Valores com o método de advecção.

Em relação ao agrupamento de 30 minutos (Tabela 8), as médias para os dados ajustados foram maiores nos 3 índices utilizados. Mantendo o mesmo padrão observado em todos os agrupamentos de tempo e nas diferentes técnicas, o índice NSE se manteve com valores negativos, mas ainda assim com uma melhora quando considerada a técnica de ajuste em questão.

Em relação a proporção de melhora, os índices melhoraram de forma mais significativa quando agrupados em 30 minutos. Em termos do MAE, o erro médio do modelo aumentou em 21,41%, indicando que o método LK se mostrou superior para esse índice, uma vez que o aumento do erro médio também foi menor. Já o R² teve uma melhora de 34,01% e o NSE obteve uma melhora de 3,78%, sendo novamente superior do que a melhora observada no mesmo período de agrupamento do método LK nos índices R² e NSE.

Tabela 8 - Resultados dos índices do método VET para 30 minutos.

VET - 30 MINUTOS						
DATA	MAE	MAE *	R ²	R ² *	NSE	NSE *
23/05	0,1217	0,1210	0,3662	0,3912	-5,2871	-5,1084
24/05	0,0294	0,2970	0,3237	0,3386	-3,2573	-2,9291
26/06	0,1020	0,1043	0,2541	0,2527	-4,5792	-4,4606
27/06	0,0650	0,0648	0,2416	0,2600	-28,3092	-23,1736
04/07	0,2337	0,2340	0,3486	0,3613	-16,4459	-15,8543
05/07	0,1550	0,1580	0,0579	0,7470	-8,2871	-6,3541
16/07	0,0242	0,0256	0,0865	0,0870	-0,0727	-0,0765
25/09	0,1742	0,1774	0,2513	0,2537	-4,6691	-4,7911
21/10	0,1788	0,1813	0,1917	0,2011	-7,1204	-7,0499
26/10	0,2278	0,2292	0,1579	0,1621	-123,0744	-123,7103
MÉDIA	0,1312	0,1593	0,2280	0,3055	-20,1102	-19,3508

Fonte: Autoria Própria. * = Valores com o método de advecção.

Por fim, o agrupamento de 1 hora manteve o mesmo padrão dos anteriores: melhora em todos os índices e o NSE negativo (menos para o dia 16/07, que obteve valores positivos e melhores para os dados sem a correção com a advecção, o mesmo resultado foi observado no método LK).

A proporção de melhora para o agrupamento de 1 hora foi melhor que a melhora do tempo de 10 minutos, mas levemente pior que a proporção de melhora do tempo de 30 minutos, e apenas o NSE obteve uma proporção de melhora maior no agrupamento de 1 hora quando comparado aos demais.

Desta forma, o MAE novamente apresentou um aumento de 13,88%, demonstrando uma piora do modelo, e novamente se mostrou inferior ao obtido com o método LK, mostrando maior eficiência para o método VET. O R² melhorou 1,56% e o NSE teve uma proporção de melhora de 5,87%.

Tabela 9 - Resultados dos índices do método VET para 1 hora.

VET - 1 HORA						
DATA	MAE	MAE *	R ²	R ² *	NSE	NSE *
23/05	0,2130	0,2135	0,5788	0,6058	-3,3485	-3,1595
24/05	0,0468	0,0480	0,5647	0,5700	-1,2352	-0,9476
26/06	0,1907	0,1953	0,3724	0,3605	-2,8466	-2,7655
27/06	0,1278	0,1268	0,3621	0,3817	-30,1273	-25,2561
04/07	0,4553	0,4567	0,4419	0,4467	-13,7670	-13,1389
05/07	0,0310	0,3160	0,0744	0,0874	-3,9932	-3,0177
16/07	0,0484	0,0513	0,1208	0,1222	0,0389	0,0372
25/09	0,3281	0,3363	0,3126	0,3050	-5,0036	-5,0426
21/10	0,3420	0,3462	0,2115	0,2137	-5,5781	-5,5818
26/10	0,4478	0,4505	0,2519	0,2495	-71,4264	-70,3542
MÉDIA	0,2231	0,2541	0,3291	0,3343	-13,7287	-12,9227

Fonte: Autoria Própria. * = Valores com o método de advecção.

Para os dados horários, novamente foi elaborado um gráfico de dispersão (Figura 5) para o dia 23/05, demonstrando a efetividade da correção dos dados pela advecção com a aplicação do método VET.

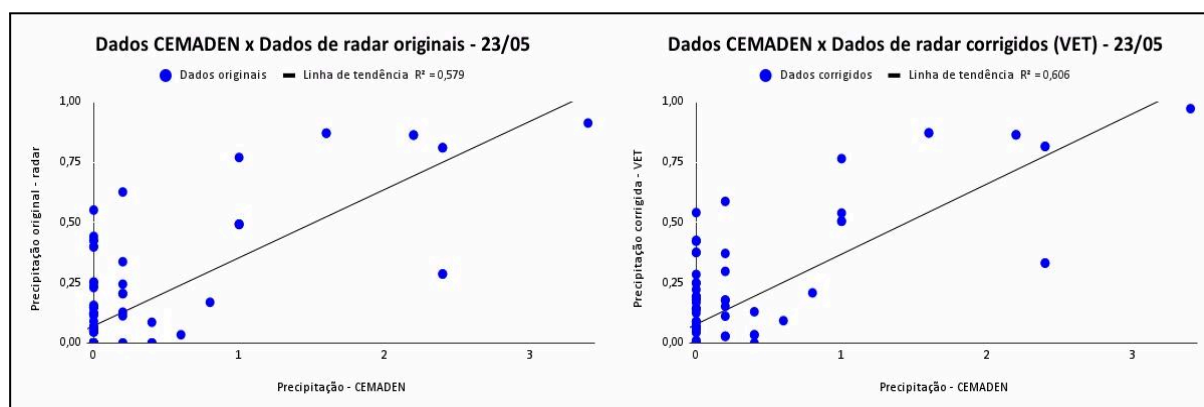


Figura 5 - Gráfico de dispersão dos dados em 1 hora, método VET. Autoria Própria.

De forma geral, nota-se um desempenho superior do método VET quando os dados são agrupados em 30 minutos, mesmo que ainda desempenhe um papel importante para os dados agrupados em 1 hora, principalmente nos índices R² e

VET. Em relação ao índice MAE para esse mesmo intervalo de agrupamento, o método LK foi mais eficiente, pois o aumento do erro médio foi menor.

Outro ponto a ser considerado sobre o método VET, é a sua demora no processamento dos dados, que demoraram cerca de 4 horas para processar os dados de apenas um dia, podendo ter seu uso limitado devido à sua demora de processamento, ao passo que o método Lucas Kanade, processava os mesmos dados de um dia em um tempo médio de 1 hora e 30 minutos. Essa diferença do tempo de processamento dos dados, de acordo com Pulkkinen et al. (2019), se dá porque os métodos locais (Lucas Kanade) possuem requisitos computacionais menores do que os métodos variacionais (VET) e por conta disso são processados de forma mais rápida.

Estudos como o de Raj et al. (2024), demonstram que tanto o método LK quanto o método VET, possuem capacidades razoavelmente boas para previsões de até 120 minutos, isso quando existe uma precipitação generalizada na região de estudo. Nesse sentido, o índice NSE (principalmente) e os outros índices podem ter sido impactados pela baixa quantidade de dados de precipitação, isso nos dois métodos usados no estudo. Vale destacar ainda que os valores de R^2 concordam com os obtidos na literatura, como por exemplo no caso do trabalho de Silva et al. (2022), que encontraram valores na ordem de 0.15 para a comparação entre dados de pluviômetros e as estimativas por radar.

Por fim, os volumes de chuva diária foram comparados para ver como o acumulado da precipitação foi alterado com as correções de advecção, os resultados podem ser vistos na Tabela 10. Nota-se que, quando comparamos as médias das precipitações acumuladas, os dados corrigidos (para os dois métodos) aumentaram ligeiramente o valor da precipitação acumulada, se aproximando um pouco mais da precipitação acumulada detectada pelo pluviômetro automático in situ.

Quando os métodos LK e VET são comparados em termos dos valores acumulados por essa perspectiva, o método LK demonstrou uma melhora maior na do acumulado de precipitação, pois se aproximou mais (168,44 mm/h) da precipitação acumulada média dos pluviômetros (253,88 mm/h) do que o método VET (167,07 mm/h). Por outro lado, encontramos valores de R^2 da ordem de 0,346 na comparação entre os pluviômetros e as estimativas por radar, enquanto que as estimativas levando em conta a advecção apresentaram valores de 0,349 e 0,353 para o LK e VET, respectivamente. Essa observação sugere que, embora os

acumulados se aproximem mais para o LK, a correlação entre os dados é maior para o método VET. Além disso, uma clara limitação dos dados do radar em termos do volume pode ser observada para os dias com maior precipitação captada nos pluviômetros, o que pode estar relacionado ainda com a equação Z-R utilizada. Como os valores adotados na equação são considerados para um ajuste misto entre precipitações convectivas e estratiformes, estes podem estar negligenciando eventos mais significativos de precipitação (ou com valores extremos) nesse caso.

Tabela 10 - Comparação de volumes de chuva em mm/h.

DATA	PLUVIÔMETRO	RADAR ORIGINAL	RADAR LK	RADAR VET
23/05	29,4	16,85	18,16	17,86
24/05	7,2	4,22	4,81	4,59
26/06	18,4	21,04	21,84	21,08
27/06	16,6	2,76	2,99	3,05
04/07	59	21,34	22,50	22,35
05/07	3,6	1,20	1,26	1,38
16/07	1	2,99	3,17	3,18
25/09	25,4	31	32,17	32,14
21/10	25,4	29,18	30,06	29,98
26/10	44,8	15,96	16,17	16,28
ACUMULADO	253,88	161,19	168,44	167,07

Fonte: Autoria Própria.

Finalmente, é importante destacar que, apesar de ambos os métodos indicarem uma leve melhora nas estimativas em relação aos dados medidos com pluviômetros, há a necessidade de aumentar o conjunto de dados usados na análise para obter resultados mais precisos e conclusivos, especialmente pela incorporação de um maior intervalo de valores acumulados de chuva, que foram relativamente limitados para este estudo, variando de 0 a 25 mm/h.

5. Conclusões

Levando em consideração a importância das estimativas de precipitação, principalmente para fins de proteção humana e de recursos para a sociedade no geral e os erros associados aos radares, as técnicas de correção dos dados de radar pela advecção se tornam de extrema importância para essas estimativas, principalmente para entender como se deu a precipitação em casos de eventos extremos. Desta forma, o uso das técnicas elencadas nesse trabalho se tornam relevantes para serem usados para o fim de aperfeiçoamento desses dados.

No que tange a eficiência das técnicas usadas, o método VET (Módulo de Rastreamento de Eco Variacional) se mostrou mais eficaz quanto a melhoria de dois dos 3 índices utilizados (R^2 e NSE), principalmente no agrupamento de dados em 30 minutos, uma vez que para o método VET, os valores médios de R^2 e NSE foram de 0,3055 e -19,3508, respectivamente, e para o método LK esses valores foram de 0,2468 e -19,6432. Porém, o processamento dos dados através do método VET foi significativamente mais demorado do que com o método Lucas Kanade.

O método LK foi superior de forma geral apenas para o índice MAE, e nos agrupamentos de 30 minutos e 1 hora, pois o aumento gerado sobre o erro médio foi menor. Nos agrupamentos de 30 minutos e 1 hora, os valores do método LK para o MAE foram de 0,1572 e 0,2533 respectivamente. Enquanto para o método VET esses valores foram de 0,1593 e 0,2541. Quando comparados os valores no agrupamento de 10 minutos, o método VET apresentou um aumento do erro médio menor, podendo ser considerado assim mais eficiente neste caso.

O método LK mostrou efetividade na melhoria dos dados, principalmente para o agrupamento de 10 minutos. Porém, da mesma forma, o método VET se mostrou mais eficiente em termos do MAE. Um ponto positivo do método LK é seu processamento mais rápido em relação ao método VET. Portanto, para a escolha do método a ser usado em estudos futuros sobre a temática, deve-se entender qual a prioridade do tratamento dos dados: rapidez de processamento ou melhores índices de correção.

Destaca-se ainda que a escassez de dados de precipitação pode ter afetado os índices, por comparar muitos valores zerados. Portanto, sugere-se que novos estudos com um maior banco de dados seja realizado para obter resultados com maior nível de confiança.

Por fim, notou-se uma falta de trabalhos sobre a temática que envolveu o projeto, mostrando a necessidade de mais estudos dessa ordem, inclusive

abordando outros métodos de extrapolação e/ou correção/ajuste de imagens de radar, para que a mitigação dos efeitos dos eventos extremos de precipitação possa ser realizada de forma mais rápida e eficaz.

6. Referências

AFFONSO, Vinicius *et al.* Análise dos dados de precipitação máxima no noroeste paulista pela teoria dos valores extremos. **Research, Society And Development**, [S.L.], v. 9, n. 10, p. 1-14, 29 out. 2020. Research, Society and Development. <http://dx.doi.org/10.33448/rsd-v9i10.9396>.

ANAGNOSTOU, Emmanouil N.; KRAJEWSKI, Witold F.. Real-Time Radar Rainfall Estimation. Part I: algorithm formulation. **Journal of Atmospheric And Oceanic Technology**, [S.L.], v. 16, n. 2, p. 189-197, fev. 1999. American Meteorological Society. [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0426\(1999\)0162.0.co;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0426(1999)0162.0.co;2).

ANDRZEJEWSKI, Kerollyn *et al.* ESTIMATIVA QUANTITATIVA DE PRECIPITAÇÃO USANDO O RADAR METEOROLÓGICO DE CANGUÇU - RS: UM ESTUDO DE CASO. In: XXXI CIC - CONGRESSO DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA, 31., 2022, Pelotas. **Anais [...]**. Pelotas: Ufpel, 2022. p. 1-4. Disponível em: <https://www.repositorio.ufpel.edu.br/bitstream/handle/prefix/10206/ESTIMATIVA%20QUANTITATIVA%20DE%20PRECIPITA%C3%87%C3%83O%20USANDO%20O%20RADAR%20METEOROL%C3%93GICO%20DE%20CANGU%C3%87U-RS.pdf?sequence=1&isAllowed=y>. Acesso em: 20 fev. 2025.

APARECIDO, Lucas Eduardo de Oliveira *et al.* Köppen-Geiger and Camargo climate classifications for the Midwest of Brasil. **Theoretical And Applied Climatology**, [S.L.], v. 142, n. 3-4, p. 1133-1145, 5 set. 2020. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s00704-020-03358-2>.

BEZERRA, Aline Pessoa *et al.* Modelagem preditiva da precipitação para análise das inundações e suas consequências no município de Natal -RN. **Geama –Ciências Ambientais e Biotecnologia**, [S.I.], v. 9, n. 1, p. 29-41, abr. 2023.

BINETTI, Maria Silvia *et al.* The Use of Weather Radar Data: possibilities, challenges and advanced applications. **Earth**, [S.L.], v. 3, n. 1, p. 157-171, 3 fev. 2022. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/earth3010012>.

BRUSTER-FLORES, José L. *et al.* Evaluation of Precipitation Estimates CMORPH-CRT on Regions of Mexico with Different Climates. **Water**, [S.L.], v. 11, n. 8, p. 1722-1737, 19 ago. 2019. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/w11081722>.

CALHEIROS, R.V. & ZAWADZKI, I. 1987. REFLECTIVITY RAIN RATE RELATIONSHIPS FOR RADAR HYDROLOGY IN BRAZIL. **Journal of Climate and Applied Meteorology**, 26: 118-132.

CALVETTI, Leonardo *et al.* Integração do radar meteorológico doppler do Simepar e uma rede de pluviômetros para a estimativa da precipitação. In: **Anais XI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Belo Horizonte, Brasil, 05-10 abril 2003, INPE, p. 1137-1144.

CEMTEC. **Radar Meteorológico**. 2024. Disponível em: <https://www.cemtec.ms.gov.br/radar-meteorologico/>. Acesso em: 27 out. 2024.

CHIODE, Ângelo de Souza. **Avaliação de propostas de coeficientes de determinação do tipo R^2 em modelos de regressão logística com resposta nominal**. 2020. 134 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Estatística, Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2020.

COBAN, Veysel *et al.* Precipitation forecasting in Marmara region of Turkey. **Arabian Journal Of Geosciences**, [S.L.], v. 14, n. 2, p. 1-10, jan. 2021. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s12517-020-06363-x>.

FRANCO, José Rafael *et al.* ATUALIZAÇÃO DA NORMAL CLIMATOLÓGICA E CLASSIFICAÇÃO CLIMÁTICA DE KÖPPEN PARA O MUNICÍPIO DE BOTUCATU-SP. **Irriga**, [S.L.], v. 28, n. 1, p. 77-92, 30 mar. 2023. Brazilian Journal of Irrigation and Drainage - IRRIGA. <http://dx.doi.org/10.15809/irriga.2023v28n1p77-92>.

HALLOUIN, Thibault. Hydroeval: an evaluator for streamflow time series in python. **Zenodo**, [S.L.], 22 abr. 2021. Zenodo. <http://dx.doi.org/10.5281/ZENODO.2591217>.

HODSON, Timothy O.. Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): when to use them or not. **Geoscientific Model Development**, [S.L.], v. 15, p. 5481-5487, 2022.

IBGE. **Mato Grosso do Sul**. 2023. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/ms.html>. Acesso em: 28 nov. 2024.

IPCC. **Global Warming of 1.5°C**: an ipcc special report on the impacts of global warming of 1.5°C above pre-industrial levels and related global greenhouse gas emission pathways, in the context of strengthening the global response to the threat of climate change, sustainable development, and efforts to eradicate poverty. Switzerland: Ipcc, 2019. 631 p.

IPMA. **Radares Meteorológicos**. Instituto Português do Mar e da Atmosfera. Disponível em: <https://www.ipma.pt/pt/educativa/observar/tempo/index.jsp?page=radar04.xml>. Acesso em: 23 jan. 2025.

IPMET. **Montagem do CAPPI**. 2024. Disponível em: <https://www.ipmetradar.com.br/2saibaRadar.php>. Acesso em: 12 jul. 2024.

JONES, D.M.A. 1956. RAINFALL DROP-SIZE DISTRIBUTION AND RADAR REFLECTIVITY. **Urban Meteorology Laboratory: State Water Survey**, Illinois, 20p.

KARUNASINGHA, Dulakshi Santhusitha Kumari. Root mean square error or mean absolute error? Use their ratio as well. **Information Sciences**, [S.L.], v. 585, n. 1, p. 609-629, mar. 2022. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ins.2021.11.036>.

LAROCHE, Stéphane; ZAWADZKI, Isztar. Retrievals of Horizontal Winds from Single-Doppler Clear-Air Data by Methods of Cross Correlation and Variational Analysis. **Journal Of Atmospheric And Oceanic Technology**, [S.L.], v. 12, n. 4, p. 721-738, ago. 1995. American Meteorological Society. [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0426\(1995\)0122.0.co;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0426(1995)0122.0.co;2)

LEITE, Pedro Augusto da Costa et al. CARACTERIZAÇÃO DA PRECIPITAÇÃO ATRAVÉS DE RADAR METEOROLÓGICO E PLUVIÔMETRO PARA UM EVENTO PLUVIOMÉTRICO NO RIO DA DRAGA EM VILA VELHA – ES. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 20., 2023, Florianópolis. **Anais [...]**. Florianópolis: Inpe, 2023. p. 528-531

LUCAS, B. D.; KANADE, T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision. In: **Proceedings of the 1981 DARPA Imaging Understanding Workshop**, 1981. p. 121–130.

MANDÚ, Tiago Bentes et al. Development of Vertical Radar Reflectivity Profiles Based on Lightning Density Using the Geostationary Lightning Mapper Dataset in the Subtropical Region of Brazil. **Remote Sensing**, [S.L.], v. 16, n. 20, p. 3767-3787, 11 out. 2024. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/rs16203767>.

MARSHALL, J. S.; PALMER, W. Mc K.. THE DISTRIBUTION OF RAINDROPS WITH SIZE. **Journal Of Meteorology**, [S.L.], v. 5, n. 4, p. 165-166, ago. 1948. American Meteorological Society. [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0469\(1948\)0052.0.co;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0469(1948)0052.0.co;2).

MARSHALL, J.S. & PALMER, W.M.K. 1948. THE DISTRIBUTION OF RAIN-DROPS WITH SIZE. **Journal of meteorology**, 5(4), 165- 166

MASSAMBANI, Oswaldo. **FUNDAMENTOS DO RADAR - CAPÍTULO 2**. São Paulo: Departamento Ciências Atmosféricas - Universidade de São Paulo, 2014. 40 slides, color.

MIGUEL, Bárbara Hass. **USO DE DADOS DE RADAR METEOROLÓGICO EM MODELO HIDROLÓGICO SCS-CN PARA ESTIMATIVA DE ESCOAMENTO SUPERFICIAL**. 2018. 133 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (Inpe), São José dos Campos, 2018. Disponível em: <http://mtc-m21b.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/mtc-m21b/2018/03.07.17.46/doc/publicacao.pdf>. Acesso em: 22 abr. 2024.

MIGUEL, Bárbara Hass; RENNÓ, Camilo Daleles. Validação de Estimativas de Precipitação por Radar Meteorológico em uma Bacia Hidrológica na Região Central do Estado de São Paulo, Brasil. **Anuário do Instituto de Geociências - Ufrj**, [S.L.], v. 43, n. 2, p. 325-339, 21 ago. 2020. Instituto de Geociências - UFRJ. http://dx.doi.org/10.11137/2020_2_325_339.

NASH, J.e.; SUTCLIFFE, J.V.. River flow forecasting through conceptual models part I — A discussion of principles. **Journal Of Hydrology**, [S.L.], v. 10, n. 3, p. 282-290, abr. 1970. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/0022-1694\(70\)90255-6](http://dx.doi.org/10.1016/0022-1694(70)90255-6).

OLIVEIRA, Ananias Caetano de *et al.* Séries Temporais e Técnicas de Regressão: Uma Análise Comparativa a Partir de Dados de Precipitações Pluviométricas Coletados por Estação Meteorológica Automática. In: ENCONTRO UNIFICADO DE COMPUTAÇÃO DO PIAUÍ E XI SIMPÓSIO DE SISTEMAS DE INFORMAÇÃO, 14., 2021, Piauí. **Anais [...]** . Piauí: Enucompí, 2021. p. 1-8.

OUGAHI, Jamal Hassan; MAHMOOD, Syed Amer. Evaluation of satellite-based and reanalysis precipitation datasets by hydrologic simulation in the Chenab river basin. **Journal Of Water And Climate Change**, [S.L.], v. 13, n. 3, p. 1563-1582, 20 jan. 2022. IWA Publishing. <http://dx.doi.org/10.2166/wcc.2022.410>.

PULKKINEN, Seppo *et al.* Pysteps: an open-source python library for probabilistic precipitation nowcasting (v1.0). **Geoscientific Model Development**, [S.L.], v. 12, n. 10, p. 4185-4219, 7 out. 2019. Copernicus GmbH. <http://dx.doi.org/10.5194/gmd-12-4185-2019>.

RAJ, Bibraj *et al.* Operational Assessment of High Resolution Weather Radar Based Precipitation Nowcasting System. **Atmosphere**, [S.L.], v. 15, n. 2, p. 154-167, 25 jan. 2024. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/atmos15020154>

SÁ JUNIOR, Arinaldo de. **Aplicação da classificação de koppen para o zoneamento climático do estado de Minas Gerais**. 2009. 113 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Pós Graduação em Engenharia Agrícola, Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2009.

SEABOLD, Skipper; PERKTOLD, Josef. Statsmodels: Econometric and Statistical Modeling with Python. In: SCIPY, 9., 2010, [S.I.]. **Anais [...]** . [S.L.]: Scipy, 2010. p. 92-96.

SHAPIRO, Alan *et al.* Spatially Variable Advection Correction of Radar Data. Part I: theoretical considerations. **Journal Of The Atmospheric Sciences**, [S.L.], v. 67, n. 11, p. 3445-3456, 1 nov. 2010. American Meteorological Society. <http://dx.doi.org/10.1175/2010jas3465.1>.

SILVA, Elton John Robaina da *et al.* Comparison of Rain Gauge Network and Weather Radar Data: Case Study in Angra dos Reis, Brazil. **Water**, v. 14, n. 23, p. 3944, 2022.

SILVA, Natielly Pereira da. **ESTOQUE DE CARBONO E DIVERSIDADE MICROBIOLÓGICA EM SOLOS SOB DIFERENTES MANEJOS NOS BIOMAS DO MATO GROSSO DO SUL**. 2024. 40 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Programa de Pós-Graduação em Agronomia, Universidade Federal de Mato Grosso do Sul, Chapadão do Sul, 2024.

SONO, Diego Huamanchumo et al. Hydrological modeling using satellite precipitation in the Huallaga river basin. **Proceedings Of The 21Th Laccei International Multi-Conference For Engineering, Education And Technology (Laccei 2023)**: “Leadership in Education and Innovation in Engineering in the Framework of Global Transformations, [S.L.], v. 1, n. 8, p. 1-6, 16 abr. 2023. Latin American and Caribbean Consortium of Engineering Institutions. <http://dx.doi.org/10.18687/laccei2023.1.1.1406>.

TORRES, Giselle Petrunaro. **ESTUDO DA RELAÇÃO ENTRE A PRECIPITAÇÃO E EVENTOS DE TRANSBORDAMENTO DO RIO QUITANDINHA NO MUNICÍPIO DE PETRÓPOLIS - RJ**. 2022. 53 f. TCC (Graduação) - Curso de Bacharelado em Meteorologia, Departamento de Meteorologia, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2022.

WILSON, J. W. e BRANDES, E. A.; Radar measurements of rainfall-a summary. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 60, p.1048-1058, 1979.

WOLFENSBERGER, Daniel. **Advection correction**. 2020. Disponível em: https://pysteps.readthedocs.io/en/stable/auto_examples/advection_correction.html. Acesso em: 29 maio 2024.

ZHU, Jingyi et al. Constructing a high-precision precipitation dataset on the data-limited Qinghai-Tibet Plateau. **Agricultural And Forest Meteorology**, [S.L.], v. 344, p. 01-11, jan. 2024. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agrformet.2023.109794>.