

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PELOTAS
Faculdade de Agronomia Eliseu Maciel
Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da
Água



Tese

**Abordagem metodológica em relação ao ajuste dos parâmetros do
Modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular para simulação da chuva em
escala sub-horária**

Roberta Machado Karsburg

Pelotas, 2020

ROBERTA MACHADO KARSBURG

**Abordagem metodológica em relação ao ajuste dos parâmetros do
Modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular para simulação da chuva em
escala sub-horária**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água da Universidade Federal de Pelotas, como requisito parcial à obtenção do título de Doutora em Ciências.

Orientadora: Professora Dr^a. Rita de Cássia Fraga Damé

Co-orientadora: Professora Dr^a. Claudia Fernanda Almeida Teixeira-Gandra

Pelotas, 2020

Universidade Federal de Pelotas / Sistema de Bibliotecas
Catalogação na Publicação

K18a Karsburg, Roberta Machado

Abordagem metodológica em relação ao ajuste dos parâmetros do Modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular para simulação da chuva em escala sub-horária / Roberta Machado Karsburg ; Rita de Cássia Fraga Damé, orientadora ; Claudia Fernanda Teixeira-Gandra, coorientadora. — Pelotas, 2020.

134 f. : il.

Tese (Doutorado) — Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água, Faculdade de Agronomia Eliseu Maciel, Universidade Federal de Pelotas, 2020.

1. Modelagem estocástica. 2. Sazonalidade. 3. Tormentas históricas. 4. Combinações estatísticas. I. Damé, Rita de Cássia Fraga, orient. II. Teixeira-Gandra, Claudia Fernanda, coorient. III. Título.

CDD : 551.48

ROBERTA MACHADO KARSBURG

**Abordagem metodológica em relação ao ajuste dos parâmetros do
Modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular para simulação da chuva em
escala sub-horária**

Tese aprovada, como requisito parcial, para obtenção do grau de Doutora em Ciências, Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água, Faculdade de Agronomia Eliseu Maciel, Universidade Federal de Pelotas.

Data da defesa: 05/10/2020

Banca examinadora:

Prof^a. Dr^a. Rita de Cássia Fraga Damé (Orientadora)
Doutora em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS).

Prof. Dr^a. Andréa Souza Castro
Doutora em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS).

Prof. Dr. Eduardo da Silva Schneider
Doutor em Matemática pela Bowling Green State University (EUA).

Prof. Dr. Henrique Kosby Corrêa
Doutor em Qualidade Ambiental pela Universidade Feevale (RS).

Prof. Dr. Marcelo Peske Hartwig
Doutor em Ciências pela Universidade Federal de São Paulo (USP).

Agradecimentos

À Luz Divina do Espírito Santo, aos meus pais Carlos e Jaqueline que me apresentaram essa energia inexplicável e tão valiosa, que tornou a minha vida mais significativa, mostrando que depende só de mim para que ela seja ensolarada e com pássaros cantando, dando-me força e propósito para continuar trilhando os meus sonhos.

Aos meus pais Jairo e Claudia e irmãos Rudy e Rafael, agradeço o amor e apoio fornecidos a caçulinha para ela conquistar o título acadêmico mais alto. Ao meu amor Leonardo, que me deu o carinho, base e apoio necessário para que eu concluísse essa grande etapa. Ao restante da minha família e a todos os amigos que conquistei.

A minha orientadora professora Rita Damé, não somente por ter escolhido me orientar, mas sim pela sua total disponibilidade, paciência em todo o meu processo de amadurecimento, pela caminhada que trilhou junto comigo, sempre de mãos dadas, pelas injeções de ânimo e motivação aplicadas exatamente nos períodos em que eu mais precisava. Você foi essencial para a realização deste trabalho, agradeço imensamente por todos os ensinamentos recebidos. Sou grata também pela confiança quando permitiu que eu assumisse a vaga de professora substituta durante o desenvolvimento do doutorado, fazendo com que eu vivesse uma das experiências mais enriquecedoras e marcantes em minha vida acadêmica, a docência.

Agradeço também a minha coorientadora professora Claudia Teixeira, que assim como a professora Rita, trilhou essa caminhada de mãos dadas comigo, tendo papel fundamental no desenvolvimento desta Tese. Sou grata pelo incentivo, pelo apoio, pela torcida, pelo foco para que a caminhada tivesse uma rota firme e pelas suas falas referidas ao esforço e dedicação, os quais podem nos levar muito longe.

À Universidade Federal de Pelotas, ao Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água, a todos os Professores, aos colegas e a querida secretária Josiele Dutra.

Ao grupo de pesquisa de Engenharia de Água e Solo, agradeço aos colegas Letícia Mello, Rosiane do Couto, Suélen Silveira, Emanuele Manke e Patrick Veber, pelo convívio e pela amizade construída.

As valiosas contribuições recebidas pela professora Andréa Castro, professor Marcelo Hartwig e professor Eduardo Schneider durante a qualificação desta. Agradeço também ao professor Henrique Corrêa por aceitar o meu convite em participar da Banca examinadora.

Ao professor Olavo Pedrollo pela disponibilização da rotina computacional utilizada no desenvolvimento do trabalho. Ao programador Adriano Rochedo que desenvolveu o software simulador de chuva.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

*“Até uma grande árvore inicia
como uma sementinha”.
(Autor conhecido)*

Resumo

KARSBURG, Roberta Machado. **Abordagem metodológica em relação ao ajuste dos parâmetros do Modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular para simulação da chuva em escala sub-horária.** Orientadora: Rita de Cássia Fraga Damé. 2020. 137 f. Tese (Doutorado em Ciências) – Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água, Universidade Federal de Pelotas, Pelotas, 2020.

A existência de séries temporais de precipitação de uma determinada localidade apresenta grande importância para os projetos relacionados aos recursos hídricos, sendo muitas vezes necessário o acesso às séries de precipitações discretizadas em pequenas durações (5min). Entretanto, existem muitas dificuldades na obtenção de séries longas de dados de precipitação discretizadas em pequenas durações. Uma alternativa é o uso de modelos que permitam a simulação estocástica da precipitação, os quais são calibrados com base em estatísticas dos dados históricos de precipitação. Um dos modelos comumente aplicado na simulação da precipitação é o Neyman-Scott do Pulso Retangular. Esse geralmente é utilizado na modelagem da precipitação para cada mês do ano separadamente e praticamente não se conhece o comportamento do referido modelo quando aplicado de forma anual ou sazonal. Sendo assim, o objetivo deste trabalho foi quantificar a influência do conjunto de parâmetros do modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular (NSPR) em relação às séries simuladas de chuva na duração sub-horária (5min), para os meses de inverno e verão comparativamente às séries históricas. Os dados de precipitação utilizados compreendem o período de 1982 a 2015. A partir dos registros pluviográficos foram obtidas as estatísticas das séries de precipitação dos meses de inverno e de verão para as durações de 5, 10, 15, 20, 30, 60, 120, 360, 720 e 1440min. As estatísticas estimadas foram a média, a variância, covariância e proporção de períodos secos. Com base nestas foram constituídas dezoito combinações estatísticas (A a R), com quatro repetições cada, referentes aos pesos atribuídos às estatísticas do modelo NSPR e restrições aplicadas aos cinco parâmetros durante a estimativa dos mesmos. As restrições foram obtidas a partir da análise de quinze tormentas das séries históricas para os meses de inverno e de verão. Sendo assim, as quatro repetições estudadas foram mescladas com as utilizadas por Cowpertwait et al., (1996) e as desenvolvidas por este estudo. Deste modo, setenta e duas combinações estatísticas foram analisadas para cada período, entretanto nem todas combinações conseguiram realizar a estimativa dos parâmetros. Os conjuntos de parâmetros ajustados para o inverno (47) e para o verão (62) foram utilizados para a simulação da chuva através do modelo, a qual foi realizada 1000 vezes para cada conjunto de parâmetros. As séries simuladas foram comparadas com as históricas do período do inverno e do verão, utilizando o erro relativo médio quadrático (RMSE), selecionando-se duas melhores combinações estatísticas para cada período analisado, comparando-se as estatísticas históricas e simuladas, assim como visualmente através das séries históricas e simuladas nas durações de 5 e 1440min, comparando-se seus valores de precipitação máxima. Através da simulação do modelo verificou-se que as combinações estatísticas constituídas com os pesos e

restrições elaborados por este estudo apresentaram melhores resultados, M2 e F2 para o inverno e N4 e M4 para o verão. O modelo NSPR foi incapaz de representar as características estatísticas da série temporal da precipitação histórica da cidade de Pelotas sazonalmente, representando apenas a média.

Palavras-chave: Modelagem estocástica. Sazonalidade. Tormentas históricas. Combinações estatísticas.

Abstract

KARSBURG, Roberta Machado. **Methodological approach in relation to the adjustment of the parameters of the Neyman-Scott Model of the Rectangular Pulse for simulating rain on a sub-hourly scale**. Advisor: Rita de Cássia Fraga Damé. 2020. 140 pages. Tese (Doutorado em Ciências) – Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água, Federal University of Pelotas, Pelotas, 2020.

The existence of precipitation time series in a given location has great importance for projects related to water resources, being necessary to know the precipitation series discretized over short durations (5min). However, there are many difficulties in obtaining long series for precipitation data over short time durations. An alternative is using models allow stochastic simulation for precipitation data, which are calibrated based on statistics from historical precipitation data. One of the models that has been commonly applied in the precipitation simulation is the Neyman-Scott of the Rectangular Pulse, which is generally used in the modeling of the precipitation of each month of the year separately and practically the behavior of this one when applied annually or seasonal. Thus, the objective of this work was to quantify the influence of the set of parameters of the Neyman-Scott model of the Rectangular Pulse (NSPR) in relation to the simulated series of rain in the sub-hourly duration (5min), for the winter and summer months comparatively to historical series. The precipitation data used comprise the period from 1982 to 2015. From the pluviographic records, the statistics of the winter and summer precipitation series were obtained for the durations of 5, 10, 15, 20, 30, 60, 120, 360, 720 and 1440min. The estimated statistics were the average, variance, covariance and proportion of dry periods. Based on these, eighteen statistical combinations (A to R) were constituted, with four repetitions each, referring to the weights attributed to the NSPR model statistics and restrictions applied to the five parameters during their estimation. The restrictions were obtained from the analysis of fifteen storms from the winter and summer time series. Thus, the four repetitions studied were merged with those used by Cowpertwait et al., (1996) and those developed by this study. Thus, seventy-two statistical combinations were analyzed for each period, however not all combinations were able to estimate the parameters. The sets of parameters adjusted for winter (47) and summer (62) were used to simulate rain through the model, which was performed 1000 times for each set of parameters. The simulated series were compared with the historical ones of the winter and summer period, using the Mean Square Relative Error (RMSE), selecting two best statistical combinations for each analyzed period, comparing the historical and simulated statistics, as well as visually, through historical and simulated series in durations of 5 and 1440min, comparing their values of maximum precipitation. Through the simulation of the model, it was verified that the statistical combinations constituted with the weights and restrictions elaborated by this study presented better results, M2 and F2 for the winter and N4 and M4 for the summer. The NSPR model was unable to represent the statistical characteristics of the time

series of historical precipitation in the city of Pelotas seasonally, representing only the average.

Keywords: Stochastic modeling. Seasonal. Historical storms. Statistical combinations.

Lista de Figuras

Figura 1	Representação do parâmetro λ que governa a origem das tormentas.....	21
Figura 2	Representação dos parâmetros β e ν , que governam a origem das células de chuva e o número médio de células de chuva associadas a cada tormenta, respectivamente.....	22
Figura 3	Representação dos parâmetros ξ e η , que governam a intensidade e duração das células de chuva, respectivamente	22
Figura 4	Representação da intensidade total por período.....	23
Figura 5	Média das séries histórica e simulada M2 para o inverno.....	86
Figura 6	Variância das séries histórica e simulada M2 para o inverno...	86
Figura 7	Autocorrelação com <i>lag</i> 1 das séries histórica e simulada M2 para o inverno.....	86
Figura 8	Proporção de períodos secos das séries histórica e simulada M2 para o inverno.....	86
Figura 9	Séries histórica do inverno e simulada pela combinação estatística M2, na duração de 1440min.....	88
Figura 10	Média das séries histórica e simulada F2 para o inverno.....	89
Figura 11	Variância das séries histórica e simulada F2 para o inverno....	89
Figura 12	Autocorrelação com <i>lag</i> 1 das séries histórica e simulada F2 para o inverno.....	89
Figura 13	Proporção de períodos secos das séries histórica e simulada F2 para o inverno.....	89
Figura 14	Comparação entre as séries histórica e simulada pela combinação estatística F2, na duração de 1440min, para o inverno.....	91
Figura 15	Média das séries histórica e simulada N4 para o verão.....	93
Figura 16	Variância das séries histórica e simulada N4 para o verão.....	93
Figura 17	Autocorrelação com <i>lag</i> 1 das séries histórica e simulada N4 para o verão.....	93
Figura 18	Proporção de períodos secos das séries histórica e simulada N4 para o verão.....	93

Figura 19	Comparação entre as séries histórica e simulada pela combinação estatística N4, na duração de 1440min, para o verão.....	95
Figura 20	Média das séries histórica e simulada M4 para o verão.....	96
Figura 21	Variância das séries histórica e simulada M4 para o verão.....	96
Figura 22	Autocorrelação com <i>lag</i> 1 das séries histórica e simulada M4 para o verão.....	97
Figura 23	Proporção de períodos secos das séries histórica e simulada M4 para o verão.....	97
Figura 24	Comparação entre as séries histórica e simulada pela combinação estatística M4, na duração de 1440min, para o verão.....	98

Lista de Tabelas

Tabela 1	Combinações estatísticas utilizadas na estimativa dos parâmetros do modelo NSPR e seus respectivos níveis de agregação temporal.....	41
Tabela 2	Estatísticas da série de precipitação histórica para o inverno da cidade de Pelotas – RS.....	45
Tabela 3	Estatísticas da série de precipitação histórica para o verão da cidade de Pelotas – RS.....	47
Tabela 4	Valores dos parâmetros encontrados para as 15 tormentas referentes ao período do inverno.....	50
Tabela 5	Valores dos parâmetros encontrados para as 15 tormentas referentes ao período do verão.....	51
Tabela 6	Pesos e restrições aplicadas para o período do inverno.....	54
Tabela 7	Pesos e restrições aplicadas para o período do verão.....	55
Tabela 8	Parâmetros do modelo NSPR ajustados a partir dos dados históricos de precipitação da cidade de Pelotas, por meio das combinações estatísticas A, B, C, D, E, F, G, H, I, J, K, L, M, N, O, P, Q e R e suas repetições para o inverno.....	57
Tabela 9	Estatísticas para cada parâmetro ajustado para o período do inverno.....	61
Tabela 10	Parâmetros do modelo NSPR ajustados a partir dos dados históricos de precipitação da cidade de Pelotas, por meio das combinações estatísticas A, B, C, D, E, F, G, H, I, J, K, L, M, N, O, P, Q e R e suas repetições para o verão.....	63
Tabela 11	Estatísticas para cada parâmetro ajustado para o período do verão.....	66
Tabela 12	RMSE das simulações de chuva através do modelo NSPR para o inverno.....	70
Tabela 13	Valores de RMSE menores que 10, encontrados para o período do inverno.....	72
Tabela 14	RMSE das simulações de chuva através do modelo NSPR para o verão.....	74

Tabela 15	Valores de RMSE menores que 1 para o verão.....	75
Tabela 16	Valores médios das estatísticas das 1000 simulações realizadas através do modelo NSPR para o período do inverno.....	79
Tabela 17	Valores médios das estatísticas das 1000 simulações realizadas através do modelo NSPR para o período do verão.....	82
Tabela 18	Estatísticas da série simulada pela combinação estatística M2 para o período do inverno.....	85
Tabela 19	Estatísticas da série simulada pela combinação estatística F2 para o período do inverno.....	89
Tabela 20	Estatísticas da série simulada pela combinação estatística N4 para o período do verão.....	93
Tabela 21	Estatísticas da série simulada pela combinação estatística M4 para o período do verão.....	96

Lista de abreviaturas e siglas

ACR1	Autocorrelação com <i>lag</i> 1
BLPR	Bartlett-Lewis do Pulso Retangular
BLPRM	Bartlett-Lewis do Pulso Retangular Modificado
Cov	Covariância
Desv Pad	Desvio padrão
Máx	Máximo
Mín	Mínimo
NSPR	Neyman-Scott do Pulso Retangular
NSPRM	Neyman-Scott do Pulso Retangular Modificado
PPS	Proporção de períodos secos
PROBPS	Probabilidade de períodos secos
RMSE	Erro relativo médio quadrático
Var	Variância

Sumário

1 Introdução	1
2 Objetivos	3
2.1 Geral.....	3
2.2 Específicos.....	3
3 Revisão Bibliográfica	4
3.1 Precipitação.....	4
3.2 Modelagem da precipitação.....	6
3.3 Modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular.....	11
3.3.1 Definição e propriedades do modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular.....	21
3.3.2 Ajuste do modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular aos dados sub-horários.....	26
3.3.3 Uso da Função de Autocorrelação com <i>lag</i> 1 no ajuste dos parâmetros do modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular.....	31
4. Metodologia	32
4.1 Estratégia metodológica.....	32
4.2 Dados de precipitação.....	33
4.3 Seleção das tormentas históricas.....	34
4.4 Restrições aplicadas aos parâmetros.....	36
4.5 Simulação da chuva pelo modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular...	36
4.5.1 Simulação da origem da tormenta.....	39
4.5.2 Simulação do número de célula de chuva.....	39
4.5.3 Simulação da origem da célula de chuva.....	39
4.5.4 Simulação da duração da células de chuva.....	39
4.5.5 Simulação do término da célula de chuva.....	40
4.5.6 Função Exponencial Negativa.....	40
4.5.7 Função Poisson.....	40
4.6 Estimativa dos parâmetros do modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular.....	41
4.7 Programa utilizado na simulação da chuva.....	43
5. Resultados e Discussão	45

5.1 Estatísticas da série histórica da cidade de Pelotas.....	45
5.2 Seleção das tormentas históricas.....	49
5.3 Restrições aplicadas aos parâmetros.....	52
5.4 Parâmetros ajustados pelo modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular	56
5.5 Simulação da chuva.....	70
5.6 Comportamento das séries simuladas.....	78
5.6.1 Estatísticas das séries simuladas.....	78
5.6.2 Comparação entre as séries históricas e simuladas.....	84
5.6.2.1 Comparações para o período do inverno.....	85
5.6.2.2 Comparações para o período do verão.....	92
6 Conclusões.....	103
7 Referências.....	105

1 Introdução

Como a chuva é a principal entrada de água para as bacias hidrográficas, sua quantificação é indispensável para muitas aplicações na área hidrológica e hidráulica (CAMPOS et al., 2017), apresentando papel determinante para as respostas hidrológicas dessa (NASCIMENTO et al., 2020).

Dentre as aplicações hidrológicas e projetos de engenharia que utilizam séries temporais de precipitação, pode-se citar os estudos sobre gerenciamento de recursos hídricos, dimensionamento de estruturas hidráulicas, estudos sobre secas e enchentes (CALENDA e NAPOLITANO, 1999), projetos de sistemas de esgotos (COWPERTWAIT et al., 1996) e de inundações em áreas urbanas (YENDRA, RAHMADENI e DESVINA, 2018).

Assim, o ideal é que projetistas e hidrólogos tenham acesso a registros longos de precipitação, também a séries discretizadas em pequenas durações, por exemplo 5min, como é o caso de projetos de sistemas de esgotos (COWPERTWAIT et al., 1996). Entretanto, na prática a realidade muitas vezes é outra, visto que as séries disponíveis, na maioria das vezes, são curtas e não têm uma discretização temporal adequada, dificultando a realização de projetos hidrológicos.

Como alternativa para resolver o problema acima, existem metodologias que possibilitam que os dados históricos disponíveis de uma determinada localidade possam ser combinados com técnicas matemáticas e estatísticas apropriadas para a geração de séries simuladas das precipitações.

Nessa perspectiva, diversos modelos estocásticos de geração de dados sintéticos de precipitação foram desenvolvidos, com a vantagem de obtenção de séries representativas, longas e sem falhas, em muitas vezes, em várias escalas temporais, possibilitando a simulação do funcionamento de sistemas hidrológicos.

A fim de ser possível gerar séries de precipitação representativas e que tenham características estatísticas semelhantes as apresentadas pelas séries históricas, é necessário selecionar um modelo que seja capaz de representar as características das precipitações em durações sub-horárias e,

consequentemente, ajustar os parâmetros, verificar a validade do ajuste, e por último utilizar o mesmo para a predição dos dados.

Nesse sentido, o modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular (NSPR) é um dos que pode ser utilizado na geração de séries de precipitação nas durações sub-horárias, visto que seu fundamento baseia-se na Teoria do Processo Pontual de Agrupamento, o que faz com que as características estatísticas da série histórica sejam preservadas.

O modelo NSPR possui cinco parâmetros, através dos quais busca capturar características da série histórica, de modo a ser capaz de representá-la na série simulada. Os parâmetros do modelo NSPR são determinados tradicionalmente para cada mês do ano, sendo este o padrão adotado em praticamente todos os estudos presentes na literatura. Se estimados para cada mês do ano, totalizariam sessenta conjuntos de parâmetros, contrariando o princípio de parcimônia na modelagem hidrológica, o qual está relacionado com o uso da menor quantidade de parâmetros possíveis para representar adequadamente um processo ou um sistema (LUCAS et al., 2009).

Sendo assim, estimar os parâmetros do modelo NSPR considerando as estações do ano, há um ganho em termos de parcimônia, comparativamente a forma tradicional de ajuste para todos os meses do ano.

Além disso, deve-se considerar que o modelo NSPR possui 5 parâmetros e 4 equações, sendo necessário estabelecer um conjunto de equações para que os mesmos possam ser ajustados. Portanto, na presente pesquisa propõe-se quantificar a influência do conjunto de parâmetros escolhidos sobre as séries simuladas de chuva na duração sub-horária (5min), para os meses de inverno e verão, comparativamente às séries históricas.

2 Objetivos

2.1 Geral

Quantificar a influência do conjunto de parâmetros do modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular (NSPR), em relação às séries simuladas de chuva na duração sub-horária (5min), para os meses de inverno e verão comparativamente às séries históricas, considerando a localidade de Pelotas/RS.

2.2 Específicos

- a) Constituir séries de chuvas intensas, a partir dos dados históricos para os períodos de inverno e verão, nas durações de 5, 10, 15, 20, 30, 60, 120, 360 720 e 1440min, obtendo a partir dessas as estatísticas de média, variância, autocorrelação com *lag* 1 e proporção de períodos secos;
- b) Constituir combinações estatísticas, para a obtenção do conjunto de parâmetros (λ , β , η , ν e ξ) do modelo NSPR, considerando os períodos sazonais de inverno e verão;
- c) Constituir séries de chuvas intensas, a partir dos dados simulados, pelas diversas combinações estatísticas, para os períodos de inverno e verão, nas durações de 5, 10, 15, 20, 30, 60, 120, 360 720 e 1440min, obtendo média, variância, autocorrelação com *lag* 1 e proporção de períodos secos das séries simuladas;
- d) Comparar as estatísticas das séries históricas com as simuladas, obtendo a partir dessas duas melhores combinações estatísticas para cada período sazonal, através do erro relativo médio quadrático;
- e) Utilizar as combinações estatísticas selecionadas em comparações entre as estatísticas das séries históricas e simuladas nas durações de 5, 10, 15, 20, 30, 60, 120, 360 720 e 1440min, assim como comparação visual entre essas na duração de 1440min.

3. Revisão bibliográfica

3.1 Precipitação

Precipitação é compreendida como toda a água que atinge a superfície terrestre, proveniente da atmosfera. Apresenta-se de formas diversas, como a neblina, chuva, granizo, saraiva, orvalho e neve. A chuva é o tipo de precipitação mais importante para a hidrologia, em regiões de clima tropical, por ser capaz de produzir escoamento superficial, com volume significativo na geração de enchentes e inundações, sendo considerada a principal entrada de água na bacia hidrográfica, e portanto, determinante para as respostas hidrológicas dessa (TUCCI, 2004).

As precipitações podem ser classificadas em relação ao seu processo de formação, de acordo com o mecanismo que produz a ascensão do ar úmido. Nesse sentido, precipitações classificam-se em convectivas, orográficas e frontais ou ciclônicas.

As precipitações convectivas caracterizam-se por altas intensidades e curta duração, concentradas em áreas pequenas, sendo características de regiões equatoriais, onde os ventos são fracos e os movimentos de ar são essencialmente verticais, podendo ocorrer em regiões temperadas durante o verão. Estas se originam do aquecimento desigual da superfície terrestre, gerando uma estratificação térmica da atmosfera em equilíbrio instável. Devido a esta instabilidade, as camadas de ar de diferentes temperaturas podem ser rompidas, ocorrendo então uma brusca ascensão do ar menos denso, capaz de atingir grandes altitudes, atingindo seu nível de condensação e formando nuvens, que podem ser geradoras de precipitação (TUCCI, 2004; RAMESH, GARTHWAITE e ONOF, 2018).

Nas situações em que ventos quentes e úmidos sopram do oceano para o continente e encontram uma barreira montanhosa, elevam-se e se resfriam adiabaticamente, ocorrendo a condensação do vapor d'água, a formação de nuvens e, conseqüentemente a ocorrência de chuvas classificadas como orográficas. Essas precipitações caracterizam-se por pequena intensidade e grande duração, atingindo pequenas áreas (TUCCI, 2004).

As precipitações frontais ou ciclônicas são as de ocorrência mais comum e o seu mecanismo é o impulso do ar mais quente e úmido para cima, resultando no seu resfriamento e na condensação do vapor de água, produzindo as chuvas. Essas possuem longa duração, podendo atingir grandes áreas com intensidades baixas a moderada. Ventos fortes com circulação ciclônica podem acompanhar a precipitação frontal, sendo capaz de produzir eventos de cheias em grandes bacias hidrográficas (TUCCI, 2004; RAMESH, GARTHWAITE e ONOF, 2018).

O Estado do Rio Grande do Sul situa-se em uma região de latitudes médias (NIMER, 1989; CERA e FERRAZ, 2015), considerada uma zona climaticamente de transição. Durante o inverno existe maior frequência de passagem de sistemas frontais ou ciclônicos, sendo que a cidade de Pelotas é uma das mais influenciadas por estes, e durante o verão os eventos convectivos tem atuação mais frequente (BRITTO, BARLETTA e MENDONÇA, 2006).

A diversidade de fenômenos que atuam na variação da precipitação no Estado do Rio Grande do Sul influencia na intensidade, na distribuição e frequência da ocorrência de eventos intensos, tais como, granizo, enchente, estiagem, entre outros, os quais causam grandes impactos econômicos e sociais nas regiões onde atuam (BRAZ, PINTO e CAMPOS, 2017). Um exemplo de fenômeno presente no Estado é o El Niño Oscilação Sul (ENOS), o qual é considerado um dos principais fatores que influenciam a variabilidade interanual da precipitação sobre o sul da América do Sul e no Estado (CERA e FERRAZ, 2015; PENALBA e RIVERA, 2016).

O ENOS é um fenômeno de grande escala, exercendo papel relevante nas anomalias climáticas de precipitação no Estado, formado pelas fases El Niño, La Niña e de neutralidade, sendo a última representante de períodos sem presença destes (CERA e FERRAZ, 2015). Há duas épocas do ano que são mais afetadas pelas suas fases; a primavera e começo de verão (outubro, novembro e dezembro), no ano inicial do evento; e final de outono e começo de inverno (abril, maio e junho), no ano seguinte ao início do evento. Assim, durante esses períodos, as chances de ocorrer chuvas acima do normal climatológico são maiores, em ano de El Niño, e chuvas abaixo do normal, em anos de La Niña (BRITTO, BARLETTA e MENDONÇA, 2006).

Os dados de precipitação podem ser obtidos a partir de pluviômetros, pluviográficos, radares meteorológicos e satélites, os quais obtêm a lâmina precipitada (CAMPOS et al., 2017).

O instrumento mais usado no Brasil é o pluviômetro, que fornece o valor da chuva acumulada em um dia, mas não a sua distribuição temporal. Os pluviógrafos diferenciam-se dos pluviômetros pelo fato de também apresentarem a distribuição temporal da chuva. Já os dados obtidos por radar e satélite, permitem o conhecimento da distribuição temporal e espacial da chuva.

É necessário que as séries de precipitação sejam longas, sem falhas e com discretização temporal adequada (BURLANDO e ROSSO, 1991). Os intervalos de tempo necessários variam desde o diário (para grandes estudos de captação) até alguns minutos para bacias pequenas e tipicamente urbanas (KACZMARSKA, ISHAM e ONOF, 2014). Somando-se a isto, outra realidade a ser enfrentada pelos projetistas é a escassez de dados pluviográficos (DAMÉ, TEIEIRA e LORENSI, 2007).

Para superar as dificuldades relacionadas à discretização temporal pequena da precipitação, visto que existe maior disponibilidade de dados diários de precipitação que horários (DAMÉ, TEIEIRA e LORENSI, 2007), diversos modelos de geração de dados sintéticos de precipitação foram desenvolvidos, com a vantagem de obtenção de longas séries de dados sem falhas, possibilitando a simulação do funcionamento de sistemas hidrológicos, possibilitando modelar a ocorrência e distribuições temporal e espacial das precipitações (JIANG, LI e ZHAO, 2017).

3.2 Modelagem da Precipitação

Independentemente do tipo em que sejam classificadas as precipitações - convectivas, orográficas e frontais ou ciclônicas -, todas ocorrem na forma de células de chuva, que são pontos de taxas de chuvas elevadas (FOUFOULA-GEORGIU e GUTTORP, 1987). Essas células de chuva agrupam-se e dão origem às tormentas (KAVVAS e DELLEUR, 1981), que são uma perturbação

meteorológica acompanhada de fenômenos como chuva, relâmpagos, trovões e vento. Existem técnicas específicas para estudar-se a ocorrência das precipitações, nesse sentido, Kaczmarska, Isham e Onof (2014) apontam que uma das dificuldades encontradas neste processo são referentes à complexidade e diversidade de seus mecanismos de geração.

Neste sentido, um modelo hidrológico permite equacionar os processos, representar, entender e simular o comportamento hidrológico de uma bacia hidrográfica. Modelar um processo significa usar uma estrutura matemática apropriada, onde são incorporados parâmetros relacionados ao processo físico envolvido, de tal forma que a simulação resultante represente o processo que está sendo modelado, os quais são capazes de reproduzir os fenômenos hídricos dentro de uma escala de tempo definida, estimando componentes do fluo hidrológico, anteriormente desconhecidos ou não quantificados (ALMEIDA e SERRA, 2017).

Muitos modelos vêm sendo propostos, de acordo com Waymire e Gupta (1981), não existe uma forma única de modelagem, fato que pode variar em relação as características do processo, pelas ferramentas matemáticas e estatísticas disponíveis, bem como pelo objetivo que se deseja atingir na modelagem (DAMÉ, 2001).

Os modelos para simulação da precipitação podem ser determinísticos ou estocásticos.

A modelagem determinística explica o processo modelado de forma empírica ou conceitual, não utiliza tratamento estatístico, e com número elevado número de parâmetros torna-se pouco parcimoniosa. Além disso, por óbvio, há de se considerar que os modelos determinísticos não contemplam variáveis aleatórias, sendo a precipitação uma variável deste tipo, a qual apresenta forte dependência das condições iniciais que desencadeiam o seu processo (RIGHETTO, 1998), caracterizando-se como um modelo puramente físico (CALENDA e NAPOLITANO, 1999). Sendo assim, o modelo determinístico prevê resultado único a partir de um determinado conjunto de circunstâncias, não considerando as chances de ocorrência dos valores das variáveis (TAYLOR e KARLIN, 1998). Essa modelagem usa informações meteorológicas como a pressão atmosférica, temperatura, umidade relativa do ar, velocidade do vento, entre outros. O Instituto de Pesquisas Espaciais

(INPE), cuja missão é produzir ciência e tecnologia nas áreas espacial e do ambiente terrestre e oferecer produtos e serviços singulares em benefício do Brasil, usa modelos determinísticos para fazer a previsão da precipitação (DAMÉ, 2001).

A modelagem estocástica utiliza um pequeno número de parâmetros e variáveis aleatórias estão presentes nas equações utilizadas para descrever o processo modelado, seguindo alguma distribuição teórica de probabilidade (RIGHETTO, 1998). Com a introdução do conceito de probabilidade, a modelagem considera a chance de ocorrência das variáveis, prevendo um conjunto de resultados possíveis ponderados por suas probabilidades (TAYLOR e KARLIN, 1998). Sendo assim, a modelagem dá ênfase nas características estatísticas das séries de precipitação (por exemplo, média, desvio padrão, variância) e faz consideração à incerteza em tais previsões (SIVAKUMAR et al., 2017).

Modelos estocásticos são utilizados quando o objetivo é a geração de séries temporais de precipitação, as quais podem ser utilizadas em diversas aplicações, como na hidrologia de bacias hidrográficas, projeto de drenagem urbana, modelos de infiltração, modelos de transformação chuva-vazão, aplicações agrícolas e ecológicas, planejamento de redes de esgotos, relações de intensidade, duração e frequência (IDF), projeto de reservatório, entre outros, (RODRIGUEZ-ITURBE, Cox e Isham, 1987; COWPERTWAIT et al 1996; VELGHE et al. 1994; ENTEKHABI, RODRIGUEZ-ITURBE e EAGLESON, 1989; DAMÉ, 2001; HANAISH, IBRAHIM e JEMAIN, 2011; PASQUALIS et al., 2014; KACZMARSKA, ISHAMA e NORTHROPA, 2015; THAYAKARAN e RAMESH, 2017; MANKE, 2020).

A representatividade é verificada pela capacidade de cada modelo em reproduzir as principais estatísticas consideradas padrão das séries temporais de precipitação (média, variância, assimetria, autocorrelação, proporção de períodos secos e o comportamento das lâminas de precipitação, em diferentes durações) (KACZMARSKA, ISHAM e ONOF, 2014). As estatísticas consideradas padrão modificam-se de acordo com a seleção do tipo de modelo estocástico para representar o processo da precipitação.

A modelagem estocástica da precipitação permite que, se conhecendo as características estatísticas de uma série de precipitação, seja possível

ajustar os parâmetros de um modelo escolhido e com isto simule-se um número pré-determinado de séries com as mesmas características estatísticas, obtendo com isto uma maior compreensão do processo (DAMÉ, 2001).

Entre os modelos estocásticos disponíveis têm-se os baseados na teoria da cadeia de Markov, Processo Poisson, e outros modelos com incrementos independentes que não apresentam flexibilidade na representação da dependência da precipitação. Modelos de segunda ordem como autorregressivo, ARMA e ARIMA são utilizados para modelagem em maiores escalas de tempo, como sequências mensais, não sendo, desta forma, apropriados para escalas menores, como dias, horas, minutos (WAYMIRE e GUPTA, 1981).

Os modelos estocásticos que utilizam cadeias de Markov não levam em consideração o agrupamento de células de chuva, a qual é uma característica exibida pela precipitação, tanto espacial quanto temporalmente e, por isso, são considerados limitados na simulação da precipitação máxima (DAMÉ, 2001). No mesmo sentido, Waymire e Gupta (1981) afirmam que os modelos com estrutura Markoviana não representam adequadamente a precipitação na escala horária, pois as funções de correlação simuladas diferem significativamente, em relação aos dados observados. Contudo, na escala de tempo diária, o modelo Markoviano reproduz corretamente as características estatísticas.

Desta forma, com base no exposto, pesquisadores como Entekhabi, Rodriguez-Iturbe e Eagleson (1989), Damé (2001), Kaczmarska, Isham e Onof (2014), Yendra, Jemain e Hanaish (2018), Yendra, Rahmadeni e Desvina (2018) e Manke (2020) têm optado por utilizar modelos com base na Teoria do Processo Pontual, para a geração estocástica de dados sub-horários de precipitação.

3.3 Modelos baseados na Teoria do Processo Pontual

Segundo Cox e Isham (1988) a Teoria do Processo Pontual fundamenta-se em sistemas aleatórios que consistem em eventos pontuais que

ocorrem no espaço ou no tempo. As mais variadas áreas utilizam esta Teoria, tendo aplicações na quantificação de emissões de uma fonte radioativa, ocorrência de acidentes e de quebras de máquinas, entre outras. Esta Teoria tem sido amplamente utilizada para desenvolver modelos estocásticos para séries de precipitações nas mais variadas escalas temporais, sejam diárias, horárias ou sub-horárias (RAMESH, GARTHWAITE E ONOF, 2018).

Os modelos baseados na teoria do Processo Pontual permitem a modelagem da ocorrência dos eventos e das posições que esses ocupam (CO e MILLER, 1970), assim como permitem a representação adequada dos processos de precipitação pontual através de várias escalas temporais de agregação (CALENDA e NAPOLITANO, 1999). Essa teoria pode ser aplicada nas dimensões espacial e temporal, ou em ambas simultaneamente (RODRIGUEZ-ITURBE, COX e ISHAM, 1987).

A Teoria do Processo Pontual compreende o Processo Pontual de Agrupamento, o qual compreende os modelos estocásticos. Os modelos baseados no Processo Pontual de Agrupamento são utilizados na simulação de séries temporais de chuva, pois são capazes de preservar as propriedades estatísticas da precipitação ao longo do tempo, representam as células de chuva (COWPERTWAIT, 1991b) e preservam as propriedades de agrupamento do mecanismo de geração de chuva (RAMESH, GARTHWAITE e ONOF, 2018).

No marco teórico deste trabalho serão apresentados os modelos baseados em processos de Poisson (modelos de Neyman-Scott e de Bartlett-Lewis), visto o objetivo do mesmo. Os modelos baseados nos processos de Neyman-Scott e de Bartlett-Lewis (RODRIGUEZ-ITURBE, COX e ISHAM, 1987; KACZMARSKA; ISHAM; ONOF, 2014; KOSSIERIS et al., 2016; RAMESH, GARTHWAITE e ONOF 2018) buscam reproduzir o fenômeno de precipitação por meio de pulsos retangulares agrupados, em que a ocorrência da precipitação e das células desta, seguem o processo de Poisson.

De acordo com Damé (2001), o Processo Poisson é adequado para utilização na modelagem da precipitação, pelo fato de suas características de estacionariedade, não-multiplicidade e independência serem compatíveis com as exibidas pelo fenômeno de chuva.

Dentre os modelos construídos que usam a Teoria do Processo Pontual em sua estrutura, existem diferentes níveis de complexidade que são utilizados para representar as características da chuva. Alguns buscam simular a precipitação considerando apenas um nível de agregação temporal, como é o caso dos modelos Poisson Ruído Branco e Poisson do Pulso Retangular. Também existem os que representam esse fenômeno para uma ampla faixa de escalas de tempo, como os modelos do Processo Neyman-Scott e Bartlett-Lewis (DAMÉ, 2001).

Ambos modelos serão discutidos no item seguinte, entretanto o modelo NSPR ganhará maior destaque uma vez que foi o selecionado para a realização deste estudo.

3.3 Modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular

A modelagem estocástica da precipitação é um assunto que vem sendo estudado por diversos autores ao redor do mundo. Deste modo, neste item serão apresentados diversos estudos que foram realizados sobre esse tema, com o objetivo de destacar a sua relevância científica.

Rodriguez-Iturbe, Cox e Isham (1987) introduziram e estudaram dois tipos de modelos de Processo Pontual de Agrupamento, o processo de Neyman-Scott do Pulso Retangular (NSPR) e o processo de Bartlett-Lewis do Pulso Retangular (BLPR). Os autores concluíram que os modelos baseados no Processo Pontual de Agrupamento são mais satisfatórios do que os modelos baseados no Processo Poisson, uma vez que apresentam maior flexibilidade e realismo físico. Os autores explicam que os modelos baseados diretamente no Processo de Poisson têm sua utilidade limitada, essencialmente pela sua incapacidade de reproduzir as características estatísticas da chuva em várias escalas temporais.

Ambos modelos (NSPR e BLPR) são baseados, inicialmente, em um Processo Poisson na origem das células de chuva. Os modelos de pulsos retangulares consideram que as chuvas são formadas por células, unidades básicas de precipitação, cuja distribuição no tempo segue um processo estocástico definido Rodriguez-Iturbe, Cox e Isham (1987).

Os modelos apresentam a mesma estrutura, a principal diferença entre eles está na distribuição de cada célula ao longo do tempo, mais precisamente na posição inicial da origem da tormenta e início da célula de chuva, as quais coincidem no modelo BLPR, diferenciando-se do modelo NSPR, onde primeiramente a tormenta origina-se, e após um tempo exponencialmente distribuído, a célula de chuva inicia-se (RODRIGUEZ-ITURBE, COX e ISHAM, 1987; ENTEKHABI, RODRIGUEZ-ITURBE e EAGLESON, 1989; COWPERTWAIT, 1991a; COWPERTWAIT et al., 1996; CALEND A e NAPOLITANO, 1999).

No processo de NSPR, as posições das células de chuva são determinadas por um conjunto de variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas, representando os intervalos de tempo entre a origem da tormenta e o nascimento das células de chuvas individuais. Assim como o mecanismo de agrupamento de BLPR, assume que os intervalos de tempo entre as células sucessivas são variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas (ENTEKHABI, RODRIGUEZ-ITURBE e EAGLESON, 1989; KACZMARSKA, ISHAM e ONOF, 2014).

Desta maneira, os dois modelos (NSPR e BLPR) apresentam desempenho semelhante (RODRIGUEZ-ITURBE, COX e ISHAM, 1987), com diferença estrutural tênue entre eles, não sendo indicado a comparação entre eles para apontar qual é o mais eficaz. Entretanto Entekhabi, Rodriguez-Iturbe e Eagleson (1989) destacam que o modelo (NSPR) contém uma estrutura mais robusta. O modelo NSPR apresenta uma estrutura flexível, na qual os seus parâmetros se relacionam com as características físicas da precipitação histórica (COWPERTWAIT et al., 1996).

Rodriguez-Iturbe, Cox e Isham (1987) ajustaram os modelos NSPR e BLPR a 28 anos de dados de chuva de Denver, como resultados os autores verificaram que as estatísticas de primeira ordem (média), e de segunda ordem (variância, covariância e coeficiente de autocorrelação) da lâmina de precipitação histórica, incluindo valores extremos, foram bem representadas por esses modelos, para a faixa de durações estudadas (1 até 24h). No entanto, discrepâncias foram observadas em relação à preservação da proporção de períodos secos da precipitação simulada para níveis de agregação maiores do que 1h.

Sendo assim os modelos avaliados (NSPR e BLPR) por Rodriguez-Iturbe, Cox e Isham (1987) superestimaram a proporção de períodos secos, fato preocupante uma vez que essa característica é importante no processo de transformação chuva-vazão, em que a precipitação é a entrada do modelo, e o volume de escoamento superficial é a resposta.

Utilizando o modelo NSPR descrito por Rodriguez-Iturbe, Cox e Isham (1987), Cowpertwait (1991b) utilizou dez anos de dados históricos horários de Blackpool (Inglaterra) para comparar o modelo Neyman-Scott com ruído branco com outros modelos de chuva, estimando os parâmetros para cada mês. O autor apresentou os resultados dos valores de parâmetros apenas para os meses de janeiro e julho, os quais representam o inverno e verão, respectivamente, uma vez que a localidade analisada situa-se no hemisfério norte. Como resultados o autor concluiu que o modelo Neyman-Scott com ruído branco obteve melhor performance em algumas escalas de tempo, assim como o mês de junho (compreendido na estação verão) não foi capaz de representar a autocorrelação com lag 1 nas escalas temporais horária e diária.

Cowpertwait et al., (1996) apresentou duas metodologias para ajustar os parâmetros do modelo (NSPR) para Manston (Inglaterra), ambas são baseadas no Método dos Momentos. A primeira foi a Função de Autocorrelação *lag 1* e a segunda foi a Probabilidades de Transição. A agregação temporal foi horária e foram utilizados 20 anos de dados de chuva mensal, abrangendo os 12 meses do ano. A aplicação desse estudo foi relacionada a projeto de sistemas de esgotos, em que é necessário o conhecimento da frequência de sobrecarga do sistema para possíveis atualizações.

As equações pertencentes a Função de Autocorrelação *lag 1* são relacionadas a média, variância, autocorrelação com *lag 1* e probabilidade do período ser seco. Para a metodologia de Probabilidade de Transição as equações são referentes a média, variância, probabilidade do período ser seco, probabilidade do período ser seco com período antecedente seco e probabilidade do período ser chuvoso com período antecedente chuvoso (excluindo-se a equação referente a autocorrelação com *lag 1*) (COWPERTWAIT et al., 1996).

Os autores encontraram como resultados que utilizando a Função de Autocorrelação com *lag 1* o modelo superestimou a proporção de períodos

secos da série histórica, mostrando-se incapaz de representar, apesar da mesma ter sido utilizada no processo de ajuste. Essa incapacidade pode estar relacionada com uma tendência de ocorrer grandes erros de amostragem devido ao grande número de lâminas de chuva de 0mm utilizando esta metodologia. Utilizando a Probabilidade de Transição no processo de ajuste dos parâmetros os resultados apontaram a capacidade do modelo NSPR em representar a proporção de períodos secos dos dados históricos de Manston (Inglaterra) (COWPERTWAIT et al., 1996).

Calenda e Napolitano (1999) destacam que é importante considerar a sensibilidade dos modelos NSPR e BLPR em relação a distribuição de períodos secos e chuvosos, uma vez que ambos superestimam a proporção de períodos secos para grandes durações, especialmente quando essa oscila entre várias horas a vários dias. Essa superestimativa gera implicações para diversos estudos hidrológicos, como por exemplo, nas transformações de chuva em vazão, pois pode haver grande diferença na saída de escoamento quando o período sem chuva é variado.

De acordo com Velghe et al. (1994), os modelos que falham na representação dos períodos secos, produzem resultados pobres de simulação de chuva. Para resolver este problema, várias modificações e extensões dos modelos originais têm sido propostas com o objetivo de remediar fragilidades na reprodução da proporção de intervalos secos e na distribuição de extremos (ENTEKHABI, RODRIGUEZ-ITURBE e EAGLESON, 1989; COWPERTWAIT, 1991b; COWPERTWAIT et al., 1996).

Para contornar a incapacidade de representação da proporção de períodos secos e distribuição de extremos, Rodriguez-Iturbe, Cox e Isham (1988) sugeriram o uso de um modelo de Bartlett-Lewis do Pulso Retangular modificado com um parâmetro adicional, e Entekhabi, Rodriguez-Iturbe e Eagleson (1989) introduziu uma modificação similar no modelo de Neyman-Scott.

Burlando e Rosso (1991) questionaram a capacidade do modelo Bartlett-Lewis modificado de reproduzir as características históricas da série de chuvas, afirmando que o modelo original de Neyman-Scott se ajusta melhor que os modelos original e modificado de Bartlett-Lewis.

Valdes et al. (1993) também realizaram essa comparação, os autores encontraram que o modelo Neyman-Scott com ruído branco obteve melhor performance nas escalas temporais de 1 a 24 horas, quando comparado a outros modelos de chuva, entretanto o modelo Neyman-Scott com ruído branco não mostrou-se capaz de preservar as estatísticas dos eventos extremos de precipitação.

Velghe et al. (1994) concluíram que os modelos modificados produzem melhores resultados quando se trata da proporção de períodos secos e do comportamento dos valores extremos, mas na versão original as características estatísticas de segunda ordem, principalmente os coeficientes de autocorrelação com *lag* 2 e 3, são mais bem representados. Esses autores concluíram também que o modelo Bartlett-Lewis, principalmente a versão modificada, é dependente da combinação de estatísticas utilizada na estimativa dos parâmetros.

Cowpertwait, Salinger e Mullan (2009) descreveram um modelo estocástico de precipitação espaço-temporal para aplicação em estudos de captação, os quais visam melhorias na rede de águas residuais da cidade de Auckland (Nova Zelândia), assim como minimizar o impacto da poluição nos cursos d'água receptores.

O modelo estocástico utilizado por Cowpertwait, Salinger e Mullan (2009) é baseado em um processo pontual de Neyman-Scott, que é estendido espacialmente usando um processo de Poisson de origens de células de chuva, com raios de células seguindo distribuições exponenciais independentes. O modelo incorpora características do processo meteorológico subjacente. Além disso, os autores simularam três cenários futuros de chuva usando o modelo, de modo a avaliar uma possível mudança no clima devido ao aquecimento global. O modelo obteve resultados satisfatórios, possibilitando seu uso em estudos de drenagem em Auckland.

Na validação do modelo é apropriado usar propriedades que não foram usadas no procedimento de ajuste Cowpertwait, Salinger e Mullan (2009). Outros estudos também compararam as propriedades observadas que não foram usadas para estimar os parâmetros do modelo com propriedades equivalentes simuladas usando o modelo ajustado (ENTEKHABI, RODRIGUEZ-ITURBE e EAGLESON, 1989).

Nesse sentido, Cowpertwait, Salinger e Mullan (2009) selecionaram a série de precipitação máxima anual, a qual não foi usada para o ajuste do modelo e possui grande importância na aplicação, para a realização da validação do modelo.

O modelo utilizado por Cowpertwait, Salinger e Mullan (2009) possui sete parâmetros, os quais: λ^{-1} representa o tempo médio (h) entre a origem da tormenta e a adjacente; β^{-1} representa a média do tempo (h) esperado para a origem da célula de chuva após a origem da tormenta; μc é a média do número de células de chuva por tormenta; η^{-1} é a média do tempo de vida (h) da célula de chuva; α é o parâmetro de forma da intensidade da célula de chuva; θ representa o parâmetro de escala para a intensidade da célula de chuva (mm h^{-1}); e \varnothing^{-1} é a média do raio das células de chuva (km).

Em relação aos resultados encontrados no procedimento de ajuste dos parâmetros do estudo de Cowpertwait, Salinger e Mullan (2009), foi observada uma variação sazonal nas estimativas, em que durante os meses de inverno, λ aumenta e θ e η diminuem, correspondendo a um aumento no clima frontal de baixa intensidade em grande escala. Por outro lado, nos meses de verão, as células tendem a ser mais curtas e de maior intensidade (ambos aumentam η e θ), o que corresponde a um aumento da precipitação convectiva.

Neste sentido Cowpertwait (2010a) desenvolveu uma generalização espacial que permite uma distribuição contínua dos tipos de tempestade. Este modelo também permite que as tempestades tenham uma extensão espacial definida, fornecendo um melhor ajuste. Para a elaboração do estudo o autor baseou-se no modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular original, descrito por Rodriguez-Iturbe, Cox e Isham (1987) entretanto fez algumas modificações no mesmo.

Enquanto o modelo NSPR original (RODRIGUEZ-ITURBE, COX e ISHAM, 1987) a origem da tormenta é baseada no Processo Poisson com taxa λ , em Cowpertwait (2010a) a origem da tormenta é considerada aleatória, do tipo z , com função de densidade de probabilidade contínua.

Para alcançar seu objetivo, Cowpertwait (2010a) usou para o ajuste do modelo 60 anos de dados de precipitação de Wellington, Nova Zelândia, utilizando níveis de agregação temporal de 1, 6 e 24h. O autor obteve juste satisfatório utilizando as propriedades do modelo.

A origem da célula de chuva ocorre em um outro processo de Poisson espacial e tem tempos de chegada que seguem o processo pontual de Neyman-Scott. Cada origem de célula de chuva tem um raio para que as células formem discos no espaço bidimensional, onde os raios das células são variáveis aleatórias exponenciais independentes. Cada célula tem um tempo de vida aleatório e uma intensidade que permanece constante ao longo do tempo de vida da célula e da área do disco celular (COWPERTWAIT, 2010a).

Usando as propriedades estatísticas o modelo foi ajustado a séries de 10 minutos oriundas de 23 locais na região de Roma, Itália. As propriedades de distribuição dos máximos anuais observados são comparadas a valores equivalentes amostrados de séries que são simuladas usando o modelo ajustado. Os resultados foram considerados satisfatórios, indicando que o modelo era útil em projetos de drenagem urbana para a região de Roma (COWPERTWAIT, 2010a).

Dentre os resultados encontrados por Cowpertwait (2010a), o parâmetro relacionado a origem das tormentas (λ) apresentou valores mais elevados para os meses de inverno (junho a agosto) do que para os outros meses do ano, assim como observaram que tormentas com intensidade de célula de chuva mais baixa devem ter menos células de chuva.

Outro trabalho foi desenvolvido por mesmo autor (COWPERTWAIT, 2010b), no qual foi desenvolvido um modelo de processo pontual espaço-temporal com uma distribuição contínua de tipos de tormenta. Modificações foram realizadas quando comparadas aos trabalhos anteriores do referido autor.

Cowpertwait et al., (2013) aplicou o modelo descrito por Cowpertwait (2010b), objetivando a regionalização espaço-temporal da precipitação e temperatura no País Basco, Espanha. O modelo foi ajustado para cada mês do ano.

Neste sentido, de acordo com Kaczmarska, Ishama e Northropa (2015) os modelos de precipitação baseados em processos pontuais de agrupamento contém uma grande limitação: sua estacionariedade, a qual é assumida em sua estrutura. Por esse motivo, esses modelos são inadequados para estudos sobre mudanças climáticas devido a sua estrutura básica. A única característica não estacionária que esses modelos podem incorporar é a

sazonalidade, a qual é alcançada ajustando os parâmetros do modelo para cada estação do ano.

Kaczmarska, Ishama e Northropa (2015) utilizaram uma série temporal de precipitação de 69 anos (janeiro de 1931 a dezembro de 1999), na duração de 5min da cidade de Bochum (Alemanha). A partir da estrutura básica do modelo Bartlett-Lewis do pulso retangular original, os referidos autores desenvolveram um método para relacionar os parâmetros do modelo baseado em processo pontual de agrupamento a covariáveis atmosféricas de grande escala, como pressão e temperatura da superfície do mar, assim como a inclusão do mês do calendário na nova estrutura. Como resultados os autores apontam que com apenas duas ou três covariáveis é possível gerar um modelo com maior capacidade explicativa do que a abordagem original, com variação interanual mais realista e com capacidade de gerar simulações que reflitam cenários futuros de mudanças climáticas.

Nesse sentido, Sorup et al., (2016) utilizaram um gerador de tempo de pulsos retangulares de Neyman-Scott espaço-temporal, em que a precipitação foi modelada na área urbana na agregação temporal de 1h e uma grade de 2km. O gerador simula séries de precipitação semelhantes às estatísticas da série histórica de precipitação extrema. Segundo os autores, esse gerador é utilizado para reduzir os sinais de mudança climática de modelos climáticos regionais. Em relação aos resultados, o gerador produz resultados robustos e é visto como um procedimento confiável.

No estudo de Thayakaran e Ramesh (2017) foi desenvolvido um modelo de processo pontual estocástico usando pulsos instantâneos. Propriedades de momento de segunda e terceira ordem da precipitação foram derivadas. O modelo foi usado para analisar 69 anos (1931 - 1999) de dados de precipitação na escala temporal de 5min para a cidade de Bochum (Alemanha).

Como resultados os autores encontraram que embora o uso de momentos de segunda ordem tenha produzido resultados satisfatórios, a incorporação de momentos de terceira ordem mostrou uma melhora notável no ajuste. Os valores extremos simulados diários e de 12 horas estão de acordo com os valores históricos. No entanto, embora o modelo reproduza bem as propriedades do momento, ele subestima os extremos nas pequenas durações. Em relação a proporção de períodos de secos, os resultados mostram que o

modelo geralmente reproduz bem as proporções históricas. Os autores sugerem que o modelo estocástico proposto é capaz de representar a precipitação histórica em pequenas durações (THAYAKARAN e RAMESH, 2017).

No estudo de Wasko e Sharma (2017) a chuva contínua para um clima mais quente foi gerada através da simulação utilizando sensibilidade à temperatura. Devido às mudanças climáticas temperaturas mais altas têm sido associadas a mudanças na precipitação, em particular, intensificando extremos de chuva com padrões temporais menos uniformes, havendo a necessidade de modificar os geradores de chuva contínuos para considerar as mudanças de temperatura atuais e futuras.

Os autores propuseram um novo método para simular sequências contínuas de chuva para um clima futuro mais quente, condicionando parâmetros em sua sensibilidade histórica com a temperatura. Eles utilizaram um modelo unidimensional de pulsos retangulares de Neyman-Scott em dois locais da Austrália (WASKO e SHARMA, 2017).

A validação dos resultados foi feita através da comparação da precipitação simulada com observações provenientes de diferentes temperaturas, apontando que o modelo é capaz de capturar a diferença relativa na precipitação média mensal e Máxima mensal. Os autores simularam a chuva para temperaturas mais altas e capturaram as mudanças esperadas nos Máximos anuais, projetando padrões temporais para um clima mais quente (WASKO e SHARMA, 2017).

Yendra, Jemain e Hanaish (2018) ao analisar a precipitação na Malásia Peninsular usando o modelo NSRP, utilizaram dados de chuva horária de 48 medidores durante o período de 1970 a 2008. Os resultados revelaram que o modelo NSRP é capaz de representar os dados de precipitação na localidade de estudo.

Ramesh, Garthwaite e Onof (2018) desenvolveram um modelo baseado no processo pontual estocástico com pulsos exponenciais para descrever as propriedades estatísticas da intensidade da chuva. Os parâmetros do modelo proposto foram ajustados para cada mês do ano, e aplicados a 15 anos de dados de precipitação sub-horária (10, 20 e 60min) da localidade de Bracknell

(Inglaterra). Nesse estudo também foi avaliado o tempo de vida da célula de chuva (pulso) sendo fio e variável.

Como resultados os modelos com duração variável para o tempo de vida do pulso forneceram poucas melhorias. O desempenho do modelo proposto, foi comparado com um modelo estocástico de pulso retangular com a mesma estrutura para a origem das células de chuva. Ambos os modelos tiveram um desempenho semelhante na reprodução da precipitação média. O modelo proposto de pulso exponencial apresentou melhor capacidade em representar as durações sub-horárias para a maioria das propriedades consideradas e em durações maiores para algumas dessas. Entretanto, o modelo de pulso retangular apresentou maior capacidade de representar a autocorrelação com *lag* 1 em durações mais altas. Quanto ao coeficiente de variação, os modelos propostos apresentaram dificuldade de reprodução em menores durações, embora os valores históricos e simulados estavam próximos. Quanto a representação de extremos, ambos os modelos subestimaram os extremos em durações horárias e sub-horárias (RAMESH, GARTHWAITE e ONOF, 2018).

Os autores consideram que o modelo proposto produziu bons resultados na reprodução de propriedades da precipitação em pequenas durações, entretanto destacam que o modelo foi aplicado apenas para chuvas pontuais de um único local, fazendo-se necessárias mais pesquisas explorando a extensão deste modelo aplicando-se a várias localidades (RAMESH, GARTHWAITE e ONOF, 2018).

Neste sentido, Manke (2020) utilizou o modelo BLPR na versão modificada para simular a influência da sazonalidade das estações inverno e verão na obtenção das relações de intensidade-duração-frequência de precipitação por meio das séries simuladas a partir da modelagem estocástica. Como resultados encontrados pela autora, o modelo apresentou um ajuste satisfatório em relação as estatísticas das séries simuladas em todas as combinações analisadas. Em relação às intensidades Máximas, os resultados apontam que o modelo BLPR modificado subestimou a precipitação para ambas as estações estudadas.

Após a leitura desse breve histórico sobre os avanços na literatura científica em relação aos modelos NSPR e BLPR, percebe-se que os mesmos

continuam como foco de diversos estudos na atualidade, fato que aponta que os mesmos têm grande potencial para aplicações em futuras pesquisas.

Desta forma, valendo-se dos resultados encontrados por Cowpertwait et al. (1996) referentes a cidade de Manston (Inglaterra), e com objetivo de verificar a capacidade do modelo NSPR representar as características da precipitação histórica da cidade de Pelotas, a metodologia selecionada neste estudo para a realização da estimativa dos parâmetros do modelo NSPR foi a Função de Autocorrelação com *lag* 1. Nesse sentido, no item seguinte será abordado a definição e propriedades do modelo NSPR (COWPERTWAIT, 1991a,b; COWPERTWAIT et al., 1996).

3.3.1 Definição e propriedades do modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular

Neste item o modelo NSPR será descrito com maior detalhamento, apresentando-se sua estrutura, parâmetros e equações. Primeiramente será abordada a sua estrutura e os parâmetros que o constituem.

1 – A origem das tormentas segue o processo Poisson com taxa λ (Δt^{-1}) (Figura 1).



Figura 1 - Representação do parâmetro λ que governa a origem das tormentas.
Fonte: Modificado de Cowpertwait (1991a), p. 1432.

Na Figura 1 está representada a linha do tempo com a presença de quatro tormentas, em que cada uma delas é governada pelo parâmetro λ (Δt^{-1}).

2 – A cada origem de tormenta λ (Δt^{-1}) estão associadas células de chuva, cujo número destas é aleatório (C) e as suas origens são deslocadas independentemente da origem da tormenta, por distâncias exponencialmente

distribuídas (distribuição exponencial), representadas pelo parâmetro β (Δt^{-1}) (Figura 2).



Figura 2 - Representação dos parâmetros β e v , que governam a origem das células de chuva e o número médio de células de chuva associadas a cada tempestade, respectivamente.

Fonte: Modificado de Cowpertwait (1991a), p. 1432.

Na Figura 2 estão apresentadas as tempestades e as suas respectivas células de chuva, representadas pelo parâmetro v (adimensional - adm), que governa o número médio de células de chuva associados a cada tempestade. A primeira tempestade estão associadas quatro células de chuva; a segunda tempestade, três células de chuva; a terceira tempestade, duas células de chuva; e a quarta tempestade, seis células de chuva. Nota-se que pelo menos uma célula de chuva está relacionada com cada tempestade.

3 – Em cada célula de chuva há um pulso retangular, cuja intensidade é uma variável independente e denotada como, que se distribui exponencialmente, sendo representado pelo parâmetro ξ ($\text{mm } \Delta t^{-1}$). A duração do pulso retangular também segue a distribuição exponencial e é representada pelo parâmetro η (Δt^{-1}). A intensidade pode ser constante ao longo da duração de cada célula de chuva (Figura 3).

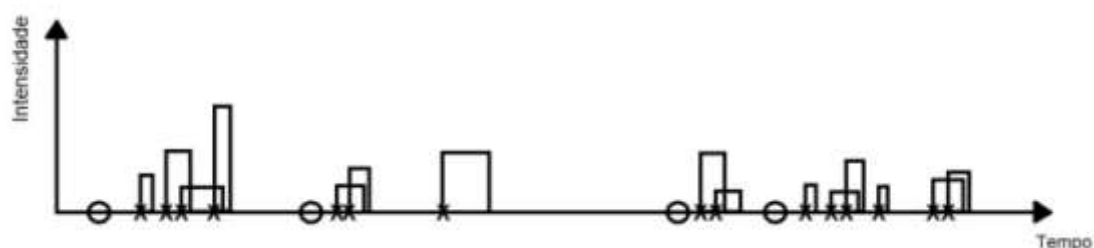


Figura 3 - Representação dos parâmetros ξ e η , que governam a intensidade e duração das células de chuva, respectivamente.

Fonte: Modificado de Cowpertwait (1991a), p. 1432.

4 – A intensidade total em qualquer ponto no tempo é o somatório de todas as intensidades das células de chuva ativas naquele ponto (Figura 4).

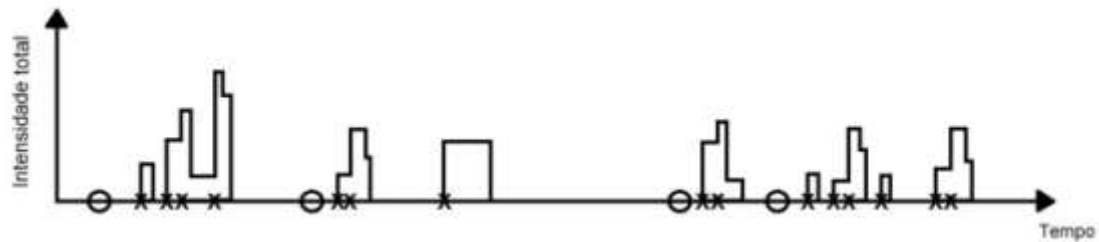


Figura 4 - Representação da intensidade total por período.
Fonte: Modificado de Cowpertwait (1991a), p. 1432.

Desta forma o modelo NSPR possui cinco parâmetros:

λ (Δt^{-1}) – que governa a origem das tormentas;

β (Δt^{-1}) – que governa a origem das células de chuva;

η (Δt^{-1}) – que governa a duração das células de chuva;

ν (adimensional) – que governa o número médio de células de chuva associadas à tormenta;

ξ ($\text{mm } \Delta t^{-1}$) – que governa a intensidade das células de chuva.

Desta forma, se $Y(t)$ é a intensidade total no tempo t obtida pelo modelo NSPR e $X_{t-u}(u)$ é a intensidade no tempo t devido a célula com origem em $t - u$,

então

$$Y(t) = \int_{u=0}^{\infty} X_{t-u}(u) dN(t-u). \quad (1)$$

onde

$$dN(t-u) = \begin{cases} 1, & \text{se houver uma célula com origem em } t-u. \\ 0, & \text{de outra forma.} \end{cases} \quad (2)$$

e

$$X_{t-u}(u) = \begin{cases} \xi, & \text{com probabilidade } e^{-\eta u}. \\ 0, & \text{com probabilidade } 1 - e^{-\eta u}. \end{cases} \quad (3)$$

As propriedades de segunda ordem do processo de intensidade $Y(t)$ do modelo NSPR é derivada de Rodriguez-Iturbe, Cox e Isham (1987). Os dados de precipitação são geralmente avaliados na forma agregada, exemplo, como

totais históricos horários ou diários, por esse motivo, as propriedades agregadas do modelo são usualmente necessárias para estimar os parâmetros do modelo. Como neste estudo a menor duração analisada é de 5min, digamos que $Y_i(h)$ é a lâmina de chuva agregada no i -ésimo intervalo de tempo de comprimento h , então

$$Y_i^{(h)} = \int_{(i-1)h}^{ih} Y(t) dt. \quad (4)$$

Então, se h é mensurado em minutos, as séries temporais de precipitação são analisadas em um nível de agregação temporal em minutos. As propriedades de segunda ordem (RODRIGUEZ-ITURBE, COX e ISHAM, 1987) estão apresentadas abaixo.

Nas equações (5), (6), (7) e (8) são apresentadas as equações do modelo NSPR, referentes a média conforme Equação (5), variância conforme Equação (6), covariância conforme Equação (7) e probabilidade do período ser seco conforme Equação (8), respectivamente. Em cada uma das equações encontram-se os parâmetros do modelo, cujas combinações das estatísticas, proporcionará um ajuste mais ou menos adequado dos mesmos, que por consequência, levará às séries simuladas, cuja preservação das estatísticas históricas, ocorrerá ou não.

A média está apresentada na Equação 5:

$$E\{Y_i^{(h)}\} = h\lambda E(C)E() / \eta. \quad (5)$$

A variância está apresentada na Equação 6:

$$\text{Var}\{Y_i^{(h)}\} = \lambda \eta^{-3} (\eta h - 1 + e^{-\eta h}) \left\{ 2\mu C E(X^2) + \frac{E(C^2 - C)\mu^2 \beta^2}{\beta^2 - \eta^2} \right\} - \lambda (\beta h - 1 + e^{-\beta h}) E(C^2 - C) \mu^2 \beta^{-1} / (\beta^2 - \eta^2). \quad (6)$$

A covariância está apresentada na Equação 7:

Para $k \geq 1$,

$$\begin{aligned} \text{Cov}\{Y_1^{(h)} Y_{i+k}^{(h)}\} &= \lambda \eta^{-3} (1 - e^{-\eta h})^{2e^{-\eta(k-1)h}} \left\{ \mu C E(X^2) + \frac{1}{2} E(C^2 - C) \mu^2 \beta^2 / (\beta^2 - \eta^2) \right\} - \\ &- \lambda (1 - e^{-\beta h})^{2e^{-\beta(k-1)h}} E(C^2 - C) \mu^2 / \{2\beta(\beta^2 - \eta^2)\}. \end{aligned} \quad (7)$$

Quando ajustamos o modelo NSPR aos dados históricos dos períodos de inverno e verão, é necessário escolher distribuições para o C (número aleatório de células de chuva) e X (intensidade da célula de chuva). Existe uma aproximação que garante que pelo menos uma célula de chuva siga cada tormenta, $C - 1$ como uma variável aleatória Poisson com média $v - 1$. Quando a parcimônia é importante, pode ser transformado em uma variável aleatória exponencial com parâmetro ξ . Portanto, as equações (5), (6) e (7), devem ser reformuladas de acordo com as igualdades descritas a seguir.

$$\mu C \equiv E(C) = v; \quad E(C^2 - C) = v^2 - 1; \quad \mu \equiv E(X) = \xi^{-1}; \quad E(X^2) = 2\xi^{-1}$$

Assumindo que $C - 1$ segue a distribuição Poisson com média $v - 1$, a seguir está apresentada a expressão para a probabilidade que um intervalo arbitrário de comprimento h é seco, derivada de Cowpertwait (1991b). Sendo assim, a probabilidade de um período ser seco está apresentada na Equação 8.

$$\begin{aligned} \Pr\{Y_i^{(h)} = 0\} &= \exp(-\lambda h + \lambda \beta^{-1} (v-1)^{-1} \{1 - \exp[1 - v + (v-1)e^{-\beta h}]\}) - \\ &- \lambda \int_0^\infty [1 - Ph(t)] dt. \end{aligned} \quad (8)$$

onde

$$\begin{aligned} Ph(t) &= \{e^{-\beta(t+h)} + 1 - (\eta e^{-\beta t} - \beta e^{-\eta t}) / (\eta - \beta)\} \\ &\exp\left\{-\frac{(v-1)\beta(e^{-\beta t} - e^{-\eta t})}{\eta - \beta} - (v-1)e^{-\beta t} + (v-1)e^{-\beta(t+h)}\right\} \end{aligned} \quad (9)$$

Neste estudo realizou-se uma modificação na etapa da integração numérica na Equação (8). Como trabalhamos com intervalo de tempo pequeno, discretizamos o tempo de 0 a 0,01, de 0,01 a 0,02, e assim sucessivamente, até a duração da estatística selecionada, assim como, optamos por trabalhar com somatório.

Utilizando a mesma nomenclatura de Cowpertwait (1991b), $E\{Y_i^{(h)}\}$, $Var\{Y_i^{(h)}\}$, $Cov\{Y_i^{(h)}Y_{i+k}^{(h)}\}$ e $Pr\{Y_i^{(h)}=0\}$, descritos nas equações (5), (6), (7) e (8), a partir de agora serão denominados como $\mu(h)$, $\gamma(h)$, $\gamma(h,k)$ e $\varnothing(h)$, respectivamente. O lag k da função de autocorrelação, é obtido por $\gamma(h,k)/\gamma(h)$, e pode ser denominado como $\rho(h,k)$.

No item seguinte será abordado o ajuste dos parâmetros do modelo NSPR aos dados sub-horários de precipitação (COWPERTWAIT, 1991b; COWPERTWAIT et al., 1996).

3.3.2 Ajuste do modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular aos dados sub-horários

As equações (5), (6), (7) e (8) permitem a estimativa dos cinco parâmetros do modelo NSPR (λ , β , η , v e ξ), os quais depois de estimados possibilitarão a simulação da precipitação em uma determinada localidade. A estimativa dos parâmetros é realizada com base nas estatísticas das séries históricas de precipitação.

O observado na literatura é que normalmente seus parâmetros são estimados para cada um dos doze meses do ano, tendo-se 12 conjuntos de parâmetros. Entretanto como o objetivo deste estudo é verificar a influência da sazonalidade dos períodos de inverno e verão na capacidade do modelo NSPR representar esses períodos, os parâmetros foram ajustados sazonalmente, considerando os períodos do inverno e verão. O Estado do Rio grande do Sul possui duas estações – inverno e verão – bem caracterizadas, sendo uma área geográfica propícia para a pesquisa de ajuste dos parâmetros do modelo NSPR considerando as duas estações separadamente.

Somando-se a isso, há que se considerar o Princípio de Parcimônia na modelagem hidrológica, o qual está relacionado com o uso da menor quantidade de parâmetros possíveis para representar adequadamente o comportamento da bacia, de um processo ou um sistema por um modelo. Em que se os parâmetros forem ajustados para cada mês, como comumente é observado na literatura, totalizariam sessenta valores de parâmetros (5 parâmetros 12 meses), ferindo esse princípio.

O processo natural para estimativa dos mesmos seria igualar as cinco propriedades estatísticas retiradas da série histórica da precipitação de Pelotas com suas quatro equações da estrutura do modelo, e então resolver as equações simultâneas, entretanto o ajuste não seria garantido. Buscando uma solução, Cowpertwait et al. (1996) adotaram um procedimento que prefere ajustar mais conjuntos de combinações estatísticas.

Desta forma, para a realização da estimativa dos parâmetros combinações estatísticas devem ser constituídas, as quais compreendem uma estatística calculada para os dados históricos em uma dada duração. No caso deste estudo essas estatísticas foram calculadas através dos dados de pluviógrafos. Após, os valores dessas estatísticas são igualados às correspondentes calculadas através das equações do modelo.

De acordo com Cowpertwait et al. (1996) a estimativa dos parâmetros depende da escolha das combinações estatísticas utilizadas no procedimento de ajuste, sendo este altamente sensível à escolha das combinações.

As combinações estatísticas elaboradas por Cowpertwait et al. (1996) foram constituídas de modo a compreender a menor duração estudada (1h) para a média, para a variância as durações de 1, 6 e 24h, para a autocorrelação com *lag* 1 as durações de 1, 6 e 24h, e para a probabilidade do período ser seco a maior duração estudada (24h).

Hanaish, Ibrahim e Jemain (2011) ao avaliarem três modelos estocásticos de precipitação (BLPR, BLPRM e BLPR envolvendo a classificação de mais de um tipo de células) para a cidade de Petaling Jaya (Malásia), com dados de precipitação na duração horária compreendendo 37 anos (1971 a 2008), utilizaram dezessete combinações estatísticas. As estatísticas utilizadas foram a média, variância, autocorrelação com *lag* 1 e proporção de períodos secos, nas durações de 1h, 6h, 12h, 24h e 48h. Os

resultados mostraram que a combinação que incluiu a média de 1h, variância de 1h e 24h, coeficiente de autocorrelação com *lag* 1 de 1h e proporção de períodos secos de 1h, foram as que preservaram melhor as estatísticas das séries históricas.

Kim et al. (2016) ao estudar o modelo BLPR em sua versão modificada, propôs uma regionalização para a Península Coreana, com dados na agregação temporal de 1h e ajustando parâmetros para cada mês do ano.

Neste sentido, Kossieris et al. (2016) ao estudar a aplicabilidade do modelo Bartlett-Lewis do Pulso Retangular (BLPR) na simulação de demandas de água, abordou alguns aspectos que podem ser considerados como avanço sobre a escolha das combinações estatísticas. Os autores destacam que usando estatísticas com menor (para a média) e maiores (para as estatísticas restantes) durações, pode representar uma melhor capacidade de reprodução da precipitação em uma ampla escalas de tempo.

Yendra, Jemain e Hanaish (2018) ao analisar a precipitação na Malásia Peninsular através do modelo NSPR, constituiu apenas uma combinação estatística, para a média utilizou a duração de 1h, para a variância utilizou as durações de 1, 6 e 24h, para a autocorrelação com *lag* 1 utilizou as durações de 1 e 24h, e para a probabilidade do período ser seco utilizou as durações de 1 e 24h.

Manke (2020) ao estudar o modelo BLPR considerando a sazonalidade do inverno e do verão, a autora constituiu cinco combinações estatísticas: combinação A - média (5min), variância (5, 60 e 144min), coeficiente de autocorrelação com *lag* 1 (5min) e proporção de períodos seco (5, 15, 30 e 1440min); combinação B - média (5min), variância (5, 15 e 1440min), coeficiente de autocorrelação com *lag* 1 (5, 15 e 1440min) e proporção de períodos secos (5, 15 e 1440min); combinação C - média (5min), variância (5 e 15min), coeficiente de autocorrelação com *lag* 1 (5 e 15min) e proporção de períodos secos (5, 15 e 1440min); combinação D - média (5min), variância (5 e 15min), coeficiente de autocorrelação com *lag* 1 (5 e 15min) e proporção de períodos secos (5, 30 e 1440min); e a combinação E - difere das quatro anteriores, uma vez que é composta por todas as estatísticas em todos os níveis de agregação, excetuando-se a média (5min), variância (5, 10, 15, 20, 30, 60, 120, 360 720 e 1440min), coeficiente de autocorrelação com *lag* 1 (5,

10, 15, 20, 30, 60, 120, 360 720 e 1440min) e proporção de períodos secos (5, 10, 15, 20, 30, 60, 120, 360 720 e 1440min). Em termos de valores de erro relativo médio quadrático (RMSE), as melhores combinações estatísticas foram a D para o período do verão, e a combinação B para o período do inverno.

Sendo assim, não há um consenso na literatura sobre a combinação estatística capaz de representar de forma mais adequada as características da série histórica de precipitação, e que conseqüentemente, deva ser utilizado na estimativa dos parâmetros do modelo NSPR. A constituição das combinações estatísticas apresenta grande subjetividade e complexidade na parametrização do modelo (PUI et al. 2012).

Com base no exposto, dentre os objetivos deste estudo um deles é verificar a influência da constituição da combinação estatística na simulação sazonal utilizando o modelo NSPR. Com isso, foram elaboradas dezoito combinações estatísticas (A a R), as quais compreendem todas as durações pré-estabelecidas de 5, 10, 15, 20, 30, 60, 120, 360 720 e 1440min. As combinações estatísticas constituídas serão apresentadas na metodologia.

O método de estimativa de parâmetros do modelo NSPR utilizado neste estudo é baseado no Método dos Momentos, de acordo com Cowpertwait (1996). O qual é amplamente utilizado em estudos envolvendo a modelagem através do modelo NSPR (RODRIGUEZ-ITURBE, COX e ISHAM, 1987); ENTEKHABI, RODRIGUEZ-ITURBE e EAGLESON, 1989; COWPERTWAIT, 1991b; COWPERTWAIT, 1996; CALENDIA e NAPOLITANO, 1999; YENDRA, RAHMADENI e DESVINA, 2018), e utilizando o modelo BLPR (HANAISH, IBRAHIM e JEMAIN, 2011; PUI et al. 2012, KOSSIERIS et al., 2016; MANKE, 2020).

A aplicação da metodologia de Método dos Momentos baseia-se na constituição de um sistema de q equações não-lineares, com p variáveis, que são resolvidas simultaneamente. Os valores obtidos a partir dos dados históricos de precipitação são representados por $f^{(o)} = (f^{1(o)}, f^{2(o)}, f^{3(o)}, \dots, f^{q(o)})$, e os seus correspondentes, obtidos das expressões matemáticas do modelo por $f^{(m)}(z) = (f^{1(m)}(z), f^{2(m)}(z), f^{3(m)}(z), \dots, f^{q(m)}(z))$, onde z é o vetor p (no mínimo 5) dos parâmetros, e $q \geq p$. Deseja-se que $f^{(m)}(z) - f^{(o)} = 0$, sendo 0 , o vetor nulo (DAMÉ, 2001).

Se $f_i \equiv f_i(\lambda, \beta, \eta, v \text{ e } \xi)$ é uma função do modelo NSPR, e se \hat{f}_i é um valor da amostra retirado da série histórica; epressões para f_i são dadas nas equações (5), (6), (7) e (8), com $h \geq 1$ quando uma série na duração de 5min é avaliada. Supomos que m funções e valores de estatísticas são selecionadas.

A estimativa dos parâmetros foi encontrada pela Minimização da Soma dos Quadrados, a qual deveria dar um valor igual a zero, porém na prática gera muita demanda no modelo, por isso pode-se aceitar um valor próximo de zero (COWPERTWAIT, 1991b). A equação da Minimização da Soma dos Quadrados está apresentada na Equação 9.

$$S = \sum_{i=1}^m w_i (1 - f_i/\hat{f}_i)^2, \quad (9)$$

onde, λ, β, η e $\xi > 0$, $v > 1$ e $\hat{f}_i > 0$.

Os valores de W_i , para $i=1,2,\dots,m$, permitem que sejam dados pesos ao ajuste das estatísticas uma em relação a outra, e o uso de uma razão na equação (9), garante que grandes valores numéricos não dominem o procedimento de ajuste. Um valor arbitrário de $W_i = 100$ é aplicado a média para garantir que isso corresponda quase exatamente ao modelo, e valores de $W_i = 1$ são aplicados aos termos restantes (COWPERTWAIT et al., 1996). O somatório da função objetivo apresentada na equação (9) foi minimizado por meio da ferramenta solver do software EXCEL, o qual usa o código de otimização não-linear, denominado “Gradiente Reduzido Generalizado (GRG2)”.

Na formulação da equação (9), há duas possibilidades de escolha para utilizar na estimativa dos parâmetros do modelo NSPR: a primeira utiliza a Autocorrelação com *lag* 1, enquanto a segunda utiliza a Probabilidade de Transição (COWPERTWAIT et al., 1996).

No item seguinte será abordada a metodologia selecionada para o ajuste dos parâmetros do modelo NSPR - Função de Autocorrelação com *lag* 1 - (COWPERTWAIT, 1991b; COWPERTWAIT et al., 1996).

3.3.3 Uso da Função de Autocorrelação com *lag* 1 no ajuste dos parâmetros do modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular

Conforme já abordado, para a realização do ajuste dos parâmetros do modelo NSPR, é necessário constituir combinações estatísticas, as quais, como parte metodológica deste estudo, compreendem todas as durações pré-estabelecidas das séries temporais históricas do inverno e verão. As combinações estatísticas e seus respectivos níveis de agregação temporal estão apresentados na seção da metodologia deste trabalho (Tabela 1).

Como este estudo analisa os períodos de precipitação histórica sazonalmente, foi necessário realizar modificações na programação original de Cowpertwait et al. (1996). Sendo assim, o k é o índice referente a estação analisada (inverno ou verão), $Y_{i,j,k}^{(h)}$ é o total de horas (j th) no ano (i) por estação k , $n_k^{(h)}$ é o número de horas totais na estação k e n é o número total de anos analisados. Os parâmetros do modelo NSPR foram estimados para cada estação (inverno e verão) usando a equação (9). Após a estimativa dos parâmetros do modelo NSPR é possível simular dados de precipitação.

Os estimadores apresentados foram empregados nesta etapa para evitar viés. Os quais estão descritos a seguir nas Equações (10), (11) e (12).

A média $\hat{\mu}_k(h)$ está apresentada na Equação 10:

$$\hat{\mu}_k(h) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{n_k^{(h)}} Y_{i,j,k}^{(h)} / \{n_k^{(h)} n\}. \quad (10)$$

A variância $\hat{\gamma}_k(h)$ está apresentada na Equação 11,

$$\hat{\gamma}_k(h) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{n_k^{(h)}} \{Y_{i,j,k}^{(h)} - \hat{\mu}_k(h)\}^2 / \{n_k^{(h)} n\}. \quad (11)$$

E a covariância $\hat{\gamma}_k(h,1)$ está apresentada na Equação 12,

$$\hat{\gamma}_k(h,1) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{n_k^{(h)}-1} \{Y_{i,j,k}^{(h)} - \hat{\mu}_k(h)\} \{Y_{i,j+1,k}^{(h)} - \hat{\mu}_k(h)\} / \{(n_k^{(h)}-1)n\}. \quad (12)$$

4. Metodologia

Nesse item é dada uma visão geral da metodologia que foi aplicada para atingir o objetivo principal desta tese, que é analisar o ganho de informação em termos de séries simuladas, quando o modelo NSPR foi ajustado a N anos de dados pluviográficos, considerando a sazonalidade referente ao inverno e verão.

4.1 Estratégia Metodológica

Primeiramente foi necessário realizar a leitura de N pluviogramas da cidade de Pelotas em um total de 34 anos de observação, de modo a constituir as séries históricas de precipitação nas durações de 5, 10, 15, 20, 30, 60, 120, 360, 720 e 1440min para os períodos do inverno e verão.

O modelo NSPR possui 5 parâmetros (λ , β , η , v e ξ) e possui 4 equações em sua estrutura (média, variância, covariância e probabilidade do período ser seco). Pelo fato do modelo NSPR ter cinco parâmetros e quatro equações, foi necessário constituir combinações estatísticas para que o processo de ajuste dos parâmetros do modelo fosse possível.

Neste estudo foram constituídas 18 combinações estatísticas (A a R) compreendendo todas as durações pré-estabelecidas (5 a 1440min), uma vez que a literatura científica indica que o processo de constituição das mesmas é subjetivo, ou seja, não segue um padrão indicado por algum autor. Assim como comumente é observado que apenas as menores durações (5, 10 e 15min) constituem as combinações estatísticas, fato que foi objeto de análise pelo presente estudo, de modo a analisar o comportamento de todas as durações nas combinações estatísticas elaboradas.

Para as combinações estatísticas conseguirem ter seus parâmetros ajustados pelo modelo NSPR, é preciso seguir algumas restrições nos valores de cada parâmetro (λ , β , η , v e ξ), assim como também há valores indicados para os pesos fornecidos a cada uma das estatísticas do modelo (média, variância, autocorrelação com *lag* 1 e probabilidade do período ser seco).

Dessa forma, foram constituídas restrições e variações nos pesos fornecidos às estatísticas do modelo NSPR, ambas utilizadas no processo de

ajustamento dos parâmetros. Cada combinação estatística foi repetida 4 vezes, em que as restrições e pesos eram distintos entre si. Nesta etapa foram utilizadas as restrições e valores de pesos de acordo com Cowpertwait et al. (1996) e os elaborados por este estudo através da observação das tormentas.

Para a elaboração das restrições de cada parâmetro foram analisadas 15 tormentas selecionadas através dos dados históricos da cidade de Pelotas, mais precisamente da série histórica na duração de 5min, obtendo os valores médios e mínimos para cada parâmetro em período estudado (inverno e verão), indicando os Máximos e mínimos, utilizados como limites Máximos e mínimos para cada um deles.

Com os valores dos 72 conjuntos de parâmetros encontrados para o inverno e verão, iniciou-se a etapa de simulação da chuva através do modelo NSPR, para ambos períodos.

As duas melhores simulações para cada período, de acordo com os menores valores de erro relativo médio quadrático (RMSE), foram selecionadas para a etapa de comparação com as séries históricas (inverno e verão), em que os valores das estatísticas das séries históricas e simuladas foram comparados nas séries com durações de 5 e 1440min, assim como de forma gráfica, visualizando o comportamento das mesmas e sua capacidade de representar a série histórica do inverno ou verão.

4.2 Dados de Precipitação

Os dados de precipitação utilizados na realização deste estudo referem-se ao período de 1982 a 2015 (34 anos consecutivos), os quais são provenientes da Estação Agroclimatológica, localizada na latitude 31°52'00" S e longitude 52°21'24" O (GRW), com altitude de 13,2 m. A referida estação é de responsabilidade da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA), Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), em conjunto com a Universidade Federal de Pelotas (UFPeI). A classificação climática da localidade de acordo com Köppen caracteriza a região como Cfa, clima subtropical úmido, úmido em todas as estações do ano, verão moderadamente quente (KUNICHTNER e BURIOL, 2001).

Os dados de precipitação da estação foram registrados por meio de um pluviógrafo da marca Thies, de fabricação alemã. O sistema de medição desse pluviógrafo é por sifão, em que uma pena colocada na ponta de uma alavanca faz a gravação da informação, em uma fita com escala vertical graduada em milímetros (mm) de precipitação e escala horizontal graduada em horas, com subdivisão de 10min. A área de captação desse pluviógrafo é de 200cm².

Os pluviogramas foram digitalizados por meio de uma scanner portátil e, posteriormente, realizadas as leituras das lâminas precipitadas, bem como da duração em que esta ocorreu, considerando para tanto, a alteração de declividade da curva de massa, sendo o indicativo de mudança na intensidade de precipitação.

A partir dos dados históricos de precipitação foi necessário constituir as séries de precipitação nas durações de 5, 10, 15, 20, 30, 60, 120, 360, 720 e 1440min. Para tanto, utilizou-se a rotina computacional desenvolvida por Pedrollo (2018), que funciona como interface no software Matlab. A série de precipitação apresentava registros em intervalos de tempo exibidos pelo evento de chuva, sendo que a rotina possibilitou a obtenção de séries em durações específicas, como por exemplo, o total precipitado a cada cinco minutos.

Esta rotina computacional foi utilizada pra discretização dos dados do período em estudo que compreende o verão e inverno, compondo um total de 34 anos. O verão é compreendido entre os dias 21 de dezembro até 21 de março, e o inverno é observado no período entre os dias 21 de junho até 23 de setembro.

O objetivo da obtenção dessas séries de precipitação foi ajustar os parâmetros do modelo de simulação de chuva NSPR sazonalmente, cujas séries simuladas devem preservar as características estatísticas das séries históricas, considerando-se a duração até 5min.

4.3 Seleção das tormentas históricas

Os dados de precipitação histórica na escala temporal de 5 minutos para os períodos de inverno e verão foram analisados mediante a seleção de 15

tormentas, com a finalidade de maior realismo físico na estimativa dos parâmetros do modelo NSPR.

Esta etapa possui grande importância para a execução deste estudo, uma vez que a premissa fundamental para que um modelo estocástico de precipitação seja considerado eficaz é que o mesmo seja capaz de representar as séries de precipitação históricas nas séries simuladas, representando as estatísticas e comportamento.

O processo de seleção das tormentas compreendeu três níveis dos dados de precipitação, em que buscou-se abranger os maiores, médios e menores valores. Como critério de separação de eventos de chuva, adotou-se que um período seco (sem chuva) maior ou igual a 6 horas caracterizaria um novo evento de chuva. A metodologia descrita foi escolhida de modo a assumir a independência entre os eventos, caracterizando eventos distintos. Assim sendo, foi considerado que o tempo entre a última célula de chuva associada à tormenta anterior até o início da tormenta seguinte foi maior ou igual a 6 horas.

De acordo com Cowpertwait (1991b) qualquer metodologia de separação de eventos de precipitação apresenta subjetividade. Nesse sentido, Bemfica, Goldenfum e Silveira (2000) ao estudarem a análise da aplicabilidade de padrões de chuva de projeto a Porto Alegre, utilizaram uma série histórica de precipitação com a duração de 10 minutos e adotaram como critério metodológico para separação desses eventos um período sem chuva maior ou igual a 4 horas. Huff (1967) definiu eventos pluviométricos como um período de chuva separado do período anterior e posterior por um intervalo de 6 horas ou mais, representando eventos independentes (BACK, 2011).

Em cada série, um total de 15 tormentas foram analisadas, para cada estação, encontrando-se o tempo de origem da tormenta (λ), o(s) número(s) de célula(s) de chuva (v) associada(s) à ela, as durações de cada célula de chuva (η), o(s) tempo(s) entre o final da tormenta e o início da(s) célula(s) de chuva (β) e as intensidades de cada célula de chuva (ξ). Logo após, calculou-se a média dos valores dos parâmetros η , β e ξ , encontrando-se o valor médio dos mesmos para cada tormenta. Assim, cada tormenta tem valores de λ , v , η , β e ξ . A partir desses, realizou-se uma média dos 15 valores para os períodos de inverno e verão, separadamente.

Essa etapa é elemento chave para a constituição das restrições aplicadas aos parâmetros do modelo NSPR na etapa de ajustamento.

4.4 Restrições aplicadas aos parâmetros

Cowpertwait et al. (1996) utilizaram a minimização da soma dos quadrados no procedimento de estimativa dos parâmetros, de modo que os parâmetros λ , η , β e ξ foram maiores que 0, e o parâmetro v foi maior que 1. Somando-se a isso, na Equação 7, o item W_i foi inserido para fornecer maior peso ao ajuste de alguns momentos da amostra em relação a outros, garantindo que valores numéricos grandes não dominem o procedimento de ajuste. Nesse sentido, os autores deram um valor arbitrário de $W_i = 100$ para ser aplicado a média, e utilizaram valores de $W_i = 1$ para serem aplicados aos termos restantes (variância, covariância e probabilidade do período ser seco).

Como a metodologia de Cowpertwait et al. (1996) descrita acima é arbitrária, e implica em dar maior ou menor peso - importância - para dada estatística do modelo NSPR, neste trabalho foi avaliada uma modificação nessa metodologia, inserindo uma variação nos referidos pesos, também arbitrária. Em que foi aplicado o peso de $W_i = 80$ a média e de $W_i = 20$ aos termos restantes (variância, covariância e probabilidade do período ser seco).

A modificação inserida continua fornecendo o maior peso para a média, de acordo com Cowpertwait et al. (1996), uma vez que ela é a estatística mais importante que um modelo estocástico de precipitação deve corresponder para ser considerado um modelo capaz de preservar as características estatísticas da precipitação histórica.

4.5 Simulação da chuva pelo modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular

A simulação da precipitação foi realizada por meio do software computacional Simulador de Chuva 2.8, o qual foi desenvolvido para a realização deste trabalho. Na estrutura do software estão inseridas as

equações do modelo NSPR, as quais possibilitam a modelagem das séries de precipitação.

O software simula a precipitação com base nos parâmetros de entrada do modelo NSPR, os quais são λ , β , η , ν , e ξ que foram estimados para o período do inverno e verão.

Os valores dos parâmetros foram inseridos no software, sendo que este realiza o processamento dos dados de entrada e a modelagem. Desta forma, o Simulador de Chuva 2.8 realizou a simulação da precipitação de acordo com os parâmetros de entrada, em que o tamanho da série gerada está relacionado com a escala tempo simulada, que foi definida na estrutura do software como 5min.

No processo de simulação, o software também estima automaticamente as estatísticas da série de precipitação histórica diária de 5min, por meio dos dados históricos. Em seguida, as estatísticas da série simulada por meio do modelo NSPR são comparadas pelo software com as históricas, visando-se verificar se ambas são similares. Desta forma, a definição da série mais representativa é feita por meio da comparação da média, desvio padrão, covariância, variância e proporção de períodos secos, com as simuladas por meio do modelo NSPR.

O software realiza a modelagem várias vezes com base nos parâmetros até a obtenção de uma série que seja estatisticamente semelhante à da precipitação histórica, sendo que este tem a capacidade de realizar mais de 1000 simulações e cabe ao usuário finalizar o processo. Assim, o procedimento pode ser finalizado pelo operador quando o software apresentar o menor erro entre as estatísticas ou quando o usuário realizar a finalização, após atingindo o número mínimo de simulações, previamente estabelecido.

O cálculo do erro relativo entre as estatísticas da série histórica e simulada também é realizado automaticamente pelo software, através da estimativa do Erro Relativo Médio Quadrático (RMSE), conforme Equação 13:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{E_s - E_h}{E_h} \right)^2}{n}} \quad (13)$$

onde, E_s são as estatísticas das séries de precipitação simulada; E_h são as estatísticas das séries de precipitação histórica, e; n é o número de estatísticas utilizadas.

O RMSE permite quantificar o erro da estimativa, indicando se o modelo super ou subestima os valores históricos de precipitação, representando uma forma de medir o grau de precisão do modelo. Como o seu valor é dependente da magnitude da variável analisada, inexistente uma classificação, entretanto, quanto mais próximo de zero, melhor o desempenho e precisão do modelo.

O software permitiu, então, simular e definir as séries de precipitação que melhor representaram o período do inverno e verão no intervalo de tempo de 5min, para cada um das combinações estatísticas analisadas (A a R) e suas respectivas repetições.

A simulação foi realizada 1000 vezes (RAMESH, GARTHWAITE e ONOF 2018; MANKE, 2020) para cada conjunto de parâmetros de cada uma das combinações estatísticas (72 ao total para cada período estudado), obtendo-se como resultado uma série para cada uma das combinações estatística, ou seja, um total de 72 séries de precipitação simulada de 5min para o inverno e a mesma quantidade para o verão.

As séries apresentam um grande número de dados, o que dificulta a análise, sendo então agregadas, por meio do Simulador de Chuva 2.8, o qual possibilita a composição de séries nas durações de 5, 10, 15, 20, 30, 60, 120, 360, 720 e 1440min, visando possibilitar uma melhor interpretação dos dados.

A programação da simulação do modelo NSPR utilizada neste trabalho seguiu o apresentado por Cowpertwait (1991b), a qual está escrita em Pascal.

A seguir estão apresentadas as programações para as simulações da origem da tormenta, do número de célula de chuva, da origem da célula de chuva, da duração da célula de chuva, do término da célula de chuva, e da intensidade da célula de chuva.

4.5.1 Simulação da origem da tormenta

O tempo entre as tormentas subsequentes é distribuído exponencialmente. A origem da tormenta é encontrada conforme a programação descrita abaixo:

$$\text{Origem da Tormenta } [i] = \text{Origem da Tormenta } [i-1] + \text{round}(\text{NegExp}(\lambda)).$$

4.5.2 Simulação do número de célula de chuva

O número de células de chuva gerado -1 é aleatório e segue a distribuição Poisson. O número de célula de chuva sempre está relacionado com a tormenta anterior, a qual ocorreu antes do início da primeira célula de chuva. O número de célula(s) de chuva é encontrado conforme a programação descrita abaixo:

$$\text{Número de Células} = \text{Poisson}(v) + 1.$$

4.5.3 Simulação da origem da célula de chuva

Após um período de tempo exponencialmente distribuído após a origem da tormenta, ocorre a sua origem. A origem da(s) célula(s) de chuva é encontrada conforme a programação descrita abaixo:

$$\text{Origem da Célula } [i,j] = \text{Origem da Tormenta}[i] + \text{round}(\text{NegExp}(\beta)).$$

4.5.4 Simulação da duração da células de chuva

A duração da(s) célula(s) de chuva é encontrada conforme a programação descrita abaixo:

$$\text{Duração da Célula} = \text{round}(\text{NegExp}(\eta)).$$

4.5.5 Simulação do término da célula de chuva

Corresponde ao término da célula de chuva associada à tormenta. O término da(s) célula(s) de chuva é encontrado conforme a programação descrita abaixo:

Término da Célula[i,j] = Origem da Célula[i,j] + Duração da Célula-1.

4.5.5 Simulação da intensidade da célula de chuva

A intensidade é dada em mm/min da célula de chuva relacionada a tormenta. A intensidade da(s) célula(s) de chuva é encontrada conforme a programação descrita abaixo:

Intensidade da Célula [i,j] = NegExp(ξ).

4.5.6 Função Exponencial Negativa

A Função Exponencial Negativa (NegExp) é necessária para a programação da origem da tormenta, origem da célula de chuva, duração da célula de chuva e intensidade da célula de chuva, a qual é encontrada através da programação abaixo:

NegExp = -Média * ln(Número Aleatório).

4.5.7 Função Poisson

A Função Poisson é necessária para a programação do número de células de chuva, a qual é encontrada através da programação abaixo:

Início: Soma = 0, Count = 0

Repetir: Sum = Sum + NegExp(1); Count = Count +1

Até Soma > média

Poisson = Count - 1

4.6 Estimativa dos parâmetros do modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular

Para o ajuste dos cinco parâmetros do modelo NSPR, foi necessário constituir dezoito combinações estatísticas, as quais estão nomeadas com as letras de A a R. As combinações estatísticas e seus respectivos níveis de agregação temporal estão apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 - Combinações estatísticas utilizadas na estimativa dos parâmetros do modelo NSPR e seus respectivos níveis de agregação temporal.

Combinações estatísticas	Média (mm)	Var (mm ²)	ACR1	PPS
A	5	10 e 15	10 e 15	15
B	5	5 e 15	5 e 15	5
C	5	5 e 10	5 e 10	10
D	5	15, 20 e 30	15, 20 e 30	5
E	5	20 e 30	20 e 30	20
F	5	20	5 e 20	20
G	5	30	5 e 30	10
H	5	60 e 120	5, 60 e 120	60
I	5	360 e 720	5, 360 e 720	360
J	5	720 e 1440	5, 720 e 1440	720
K	5	120 e 360	5, 120 e 360	120
L	5	720 e 1440	5, 720 e 1440	1440
M	5	20, 30, 60 e 120	5, 20, 30, 60 e 120	60
N	5	20, 30 e 60	20, 30 e 60	60
O	5	30 e 60	60	60
P	5	60 e 120	60 e 120	60
Q	5	30, 60 e 120	30, 60 e 120	60
R	5	30, 60, 120 e 1440	30, 60, 120 e 1440	60

Var = Variância (mm²); ACR1 = Autocorrelação com *lag* 1; PPS = Proporção de períodos secos.

As durações presentes na Tabela 1 são bem distintas das analisadas por Rodriguez-Iturbe, Cox e Isham (1987), Entekhabi, Rodriguez-Iturbe e Eagleson (1989) e Cowpertwait (1991a,b), Velghe et al. (1994), uma vez que esses autores analisaram a menor duração de uma hora. Damé (2001) e Manke (2020) ao selecionarem o modelo Bartlett-Lewis do Pulso Retangular Modificado (BLPRM), a menor duração estudada foi de 15 e 5min, respectivamente.

Da mesma forma que é raro os autores utilizarem um grande número de combinações estatísticas, como é o caso de Entekhabi, Rodriguez-Iturbe e Eagleson (1989) e Velghe et al. (1994), os quais constituíram três combinações

estatísticas, assim como Damé (2001) e Manke (2020), os quais elaboraram cinco combinações estatísticas.

A metodologia escolhida para a realização deste estudo é diferente do que é encontrado na literatura, em que um total de 18 combinações estatísticas, as quais possuem 4 repetições cada, totalizando 72 combinações estatísticas para cada período analisado (inverno e verão).

Em estudos de modelagem estocástica observa-se que a constituição de combinações estatísticas geralmente é subjetiva, porém geralmente os estudos selecionam as estatísticas das menores durações estudadas. Ou seja, raramente selecionam as estatísticas das maiores durações estudadas, pelo motivo de que a seleção das menores durações são as melhores para a simulação da precipitação em menores durações, no caso deste estudo, é 5 minutos. Um dos objetivos deste estudo é verificar a influência das combinações estatísticas na simulação de chuva, utilizando o modelo NSPR para a cidade de Pelotas.

O interesse na duração de 5min é justificado pelo fato de que a lâmina de chuva na escala temporal inferior a diária é um parâmetro de projeto importante no dimensionamento de obras hidráulicas e estudos de modelagem hidrológica, principalmente em pequenas bacias, com baixo tempo de concentração (CAVALCANTE e SILANS, 2012).

Neste estudo, em todas as combinações estatísticas foram utilizadas como média, a estatística histórica na duração de 5min, a qual corresponde a menor duração analisada, sendo que foram determinadas outras durações para a variância, autocorrelação com *lag* 1 e probabilidade do período ser seco para todas as combinações.

Cada combinação estatística foi analisada em quatro repetições, em que variavam os pesos fornecidos para a média, variância, autocorrelação com *lag* 1 e probabilidade do período ser seco, assim como os limites mínimos e Máximos dos parâmetros do modelo NSPR. Cada repetição de uma combinação estatística será representado pela letra do conjunto e o número da repetição, por exemplo, conjunto B com os pesos e restrições da repetição 3 será representado por B3.

Os pesos e restrições variam com o período de estudo, ou seja, apresentam valores distintos para o inverno e verão. Esses valores estão

apresentados no próximo item (resultados e discussão) uma vez que foram obtidos a partir da análise das tormentas.

4.7 Programa utilizado na Simulação da chuva

O processo de simulação de chuva do modelo NSPR ocorreu através do software Simulador de Chuva 2.8, programado e desenvolvido especialmente para este estudo. Os Apêndices A e B apresentam a tela inicial do Simulador de Chuva 2.8 no momento em que o usuário executa o programa.

Observando-se os Apêndices A e B, verifica-se a opção de escolha entre dois modelos estocásticos de simulação de chuva, o modelo Bartlett-Lewis do pulso retangular modificado (BLPRM), o qual foi utilizado no estudo de Manke (2019) e o modelo Neyman-Scott do pulso retangular (NSPR), o qual é o foco do presente estudo. A versão 2.8 do Simulador de Chuva acoplou os dois modelos como forma de facilitar estudos futuros, uma vez que o grupo de pesquisa de Manke (2020) e do presente é o mesmo.

Ao abrir o Simulador de Chuva 2.8, o usuário deve selecionar o modelo desejado (BLPRM ou NSPR); inserir os valores dos parâmetros do modelo, previamente calculados pelo usuário a partir das formulações do mesmo; inserir uma planilha no formato de arquivo de valores separados por vírgulas (.csv) com os dados de precipitação observada (dados de entrada) através do campo "dados reais"; o campo identificado como "intervalos", é automaticamente preenchido após a inserção dessa planilha, em que os intervalos de dados contidos na planilha são lidos; o campo "simulação" deve ser preenchido pelo usuário com o número de simulações que pretende realizar; antes de clicar no botão "simular" - momento em que o Simulador criará automaticamente uma pasta com os resultados das simulações de chuva nas durações pré-estabelecidas nesse estudo - o usuário pode ainda optar entre "salvar todas as simulações" ou "salvar apenas as simulações com melhor RMSE"; também há a opção de "mostrar os cálculos intermediários na tela"; o usuário pode então "simular" e pode interromper a simulação ao clicar em "parar".

Nos Apêndices C e D está a representação da combinação estatística A2 referente ao período de verão, de forma a exemplificar a interface do Simulador de Chuva 2.8, quando a opção "salvar todas as simulações" está ativa e a opção "mostrar cálculos intermediários na tela" está desativada. A janela de resultados contendo as simulações de chuva nas durações pré-estabelecidas, também pode ser observada. Nos referidos Apêndices também é possível observar que das 1000 simulações solicitadas pelo usuário, o programa já havia realizado um total de 26 simulações naquele instante, assim como o programa também calcula qual a simulação (das 26 já realizadas, relacionadas ao exemplo), apresenta o melhor valor de RMSE (menor valor).

No Apêndice E está a representação de quando o usuário clica em "Salvar a simulação com melhor RMSE", uma aba com opção para salvamento abre e a simulação com valor de RMSE igual a 1,1146 é salva, nas durações pré-estabelecidas (5, 10, 15, 20, 30, 60, 120, 360, 720 e 1440min).

A velocidade de rodar as simulações não tem relação com valores grandes de RMSE mas sim com os valores dos parâmetros das combinações estatísticas. Nem sempre valores menores de parâmetros geram séries de chuva com baixos valores de RMSE (exemplo combinação estatística E4, D2, D4, para o período do verão).

5. Resultados e Discussão

Neste item serão apresentados os resultados referentes aos objetivos geral e específicos do presente estudo.

5.1 Estatísticas da série histórica da cidade de Pelotas

A qualidade dos dados históricos de precipitação possui grande influência na qualidade das séries de precipitação simuladas pelo modelo NSPR, nesse sentido, as Estatísticas da série histórica de precipitação para os dois períodos analisados (inverno e verão) são importantes para uma futura comparação, análise e discussão dos resultados referentes às estatísticas das séries simuladas pelo modelo NSPR para ambos os períodos.

Neste item serão apresentados os resultados das estatísticas históricas de precipitação da estação inverno e do verão, respectivamente. As séries históricas para ambos períodos foram obtidas por meio de dados pluviográficos, compreendendo o período entre os anos de 1982 a 2015, totalizando 33 anos de dados históricos de precipitação.

As séries históricas de precipitação foram discretizadas nas durações de 5, 10, 15, 20, 30min e 1, 2, 6, 12, 24h, totalizando em 10 durações distintas, através da rotina computacional de Pedrollo (2018), para o inverno e para o verão. Para cada série, abrangendo as dez durações, foi calculada a média, variância (Var), autocorrelação com *lag* 1 (ACR1) e proporção de períodos secos (PPS).

Desta maneira, a Tabela 2 apresenta os resultados das estatísticas históricas de precipitação da estação inverno da cidade de Pelotas, compreendendo a média, variância (Var), autocorrelação com *lag* 1 (ACR1) e proporção de períodos secos (PPS).

Tabela 2 - Estatísticas da série de precipitação histórica para o inverno da cidade de Pelotas – RS.

Estatísticas	Série histórica - Inverno									
	5min	10min	15min	20min	30min	1h	2h	6h	12h	24h
Média (mm)	0,013	0,026	0,039	0,052	0,078	0,157	0,313	0,937	1,800	3,600
Var (mm²)	0,011	0,027	0,075	0,123	0,244	0,774	2,400	13,600	38,300	96,100
ACR1	0,689	0,633	0,615	0,600	0,592	0,571	0,530	0,394	0,288	0,222
PPS	0,662	0,659	0,657	0,655	0,651	0,645	0,630	0,596	0,562	0,503

Var = Variância (mm²); ACR1 = Autocorrelação com *lag* 1; PPS = Proporção de períodos secos.

De acordo com a Tabela 2, os resultados encontrados para a média (mm) e var (mm²) têm seus valores em ascensão em relação ao aumento das durações das séries analisadas. O contrário foi observado nos resultados de ACR1 e PPS, em que quanto maior a duração da série histórica de inverno, menores valores foram encontrados.

O comportamento crescente da média já era esperado uma vez que a lâmina precipitada aumenta gradativamente para maiores durações, devido as características naturais dos eventos de precipitação. Neste sentido, a média das precipitações variou de 0,013 a 3,660mm (Tabela 2).

A variância tem seus valores ordenados de forma crescente em relação ao aumento das durações das séries, seus valores variaram de 0,011 a 96,117mm² (Tabela 2). A variância é uma medida de dispersão que mostra o quão distante cada valor da série histórica de inverno está da média. Logo, menores valores indicam maior proximidade entre os valores de precipitação histórica e a média, assim como maiores valores indicam maior distância entre os valores de precipitação histórica e a média.

Em relação a variância para a série histórica de inverno (Tabela 2), para séries de maiores durações tem-se maiores valores, evidenciando uma maior diferença entre a precipitação acumulada em cada intervalo de 24h (ou 1440min), em que há naturalmente uma maior variação do total precipitado a cada dia quando comparada a série na duração de 5min, em relação aos valores centrais (média) dessas séries.

A autocorrelação mede a correlação entre observações de uma mesma variável em diferentes períodos de tempo, a defasagem escolhida neste estudo foi a de 1. Em relação aos resultados referentes a ACR1 (Tabela 2), observou-se menores valores com o aumento das durações das séries históricas, variando de 0,689 a 0,222.

Assim como a ACR1 a PPS também divergiu das demais estatísticas calculadas (Tabela 2), pois apresentou menores valores para as séries com maiores durações. No entanto, este resultado está coerente, visto que para menores durações é maior a probabilidade de existir períodos sem a ocorrência de precipitação em relação à duração de 24h.

Da mesma forma que as estatísticas do inverno foram apresentadas na Tabela 2, a Tabela 3 apresenta os resultados das estatísticas históricas de precipitação da estação verão da cidade de Pelotas, compreendendo a média, variância (Var), autocorrelação com *lag* 1 (ACR1) e proporção de períodos secos (PPS).

Tabela 3 - Estatísticas da série de precipitação histórica para o verão da cidade de Pelotas – RS.

Estatísticas	Série histórica - Verão									
	5min	10min	15min	20min	30min	1h	2h	6h	12h	24h
Média (mm)	0,015	0,029	0,043	0,058	0,087	0,174	0,358	1,032	2,030	4,018
Var (mm²)	0,029	0,100	0,198	0,327	0,623	1,833	5,229	23,292	58,827	130,705
ACR1	0,706	0,620	0,573	0,508	0,469	0,393	0,320	0,265	0,179	0,168
PPS	0,653	0,651	0,649	0,648	0,644	0,636	0,625	0,576	0,536	0,468

Var = Variância (mm²); ACR1 = Autocorrelação com *lag* 1; PPS = Proporção de períodos secos.

De acordo com a Tabela 3, os resultados encontrados para a média (mm) e var (mm²), têm seus valores em ascensão em relação ao aumento das durações das séries analisadas. O contrário foi observado nos resultados de ACR1 e PPS, em que quanto maior a duração da série histórica de verão, menores valores foram encontrados.

Em relação aos valores encontrados para a média, verificou-se que a lâmina precipitada aumenta gradativamente para maiores durações, sendo este comportamento esperado, visto as características naturais dos eventos de precipitação. Neste sentido, a média das precipitações variou de 0,015 a 4,018mm (Tabela 3).

Assim como a média, a variância também apresentou ascensão de seus valores em relação ao aumento da duração das séries históricas para o verão. Na série de duração de 24h (ou 1440min), por exemplo, tem-se uma maior diferença entre a precipitação acumulada, quando comparada a precipitação ocorrida a cada 5min, em relação aos valores centrais (média) dessas séries. Neste sentido, a variância oscilou de 0,029 a 130,7mm² para a série de 5min e para a de 1440min, respectivamente, que pode ser explicado pelo fato de ocorrer uma maior variação da precipitação a cada instante em durações maiores, como por exemplo, a cada 12h (720min) ou 24h (1440min) (Tabela 3).

A autocorrelação com *lag* 1 (ACR1) e a proporção de períodos secos (PPS) exibiram um comportamento diferente da média e da variância, as quais tiveram seus valores diminuindo em relação ao aumento da escala temporal das séries históricas (Tabela 3).

A ACR1 variou entre os valores de 0,706 a 0,168, para as séries nas durações de 5 e de 1440min, respectivamente (Tabela 3).

Os resultados apresentados pela PPS são coerentes, visto que para menores durações a probabilidade de existir períodos sem a ocorrência de precipitação (períodos secos) em relação à duração de 24h é maior. A PPS teve seus valores oscilando de 0,653 a 0,468, para as séries nas durações de 5 e de 1440min, respectivamente (Tabela 3).

Comparando os resultados encontrados para as estatísticas referentes ao inverno (Tabela 4) e os encontrados para o verão (Tabela 3), todas as estatísticas calculadas apresentaram o mesmo comportamento, sendo elas a média, variância (Var) e, autocorrelação com *lag* 1 (ACR1) e proporção de períodos secos (PPS).

Em relação aos valores de média e de Var, os valores referentes ao verão na cidade de Pelotas demonstraram-se um pouco maiores comparativamente os valores do inverno em todos os intervalos de tempo analisados. Quanto a ACR1, verifica-se que os valores referentes ao inverno demonstraram-se maiores comparativamente os valores do verão, com exceção da menor duração de série analisada (5min). É possível verificar que a proporção de períodos secos é menor para o verão, ou seja, o verão apresentou mais dias chuvosos do que o inverno, ao longo dos 33 anos analisados (Tabelas 2 e 3).

Uma possível explicação para os resultados encontrados para a ACR1 dos períodos estudados (inverno e verão), é que durante a ocorrência de cada um deles há predominância de mecanismos climáticos distintos, conferindo variabilidade espacial e temporal ao regime pluviométrico do estado do Rio Grande do Sul.

Nesse sentido, durante o verão ocorre a predominância das chuvas convectivas na localidade deste estudo (TAVARES, 1981; BRITTO, BARLETTA e MENDONÇA, 2006), as quais são geralmente de grande intensidade e de pequena duração (TUCCI, 2004). Entretanto, durante o período do inverno, os

sistemas frontais são os principais responsáveis pela precipitação no inverno e no outono no Rio Grande do Sul, os quais caracterizam eventos chuvosos de longa duração (FORGIARINI; VENDRUSCOLO; RIZZI, 2013).

Partindo-se do princípio de que as chuvas intensas apresentam grande intensidade em pequenos intervalos de tempo, é esperado que existam grandes lâminas precipitadas em pequenas durações de tempo (5 a 10 min), por consequência, as séries nas durações menores do verão apresentarão maiores valores de lâminas precipitadas, (e menores valores de períodos secos - de 0mm), gerando valores de ACR1 com o mesmo comportamento do PPS para o verão.

Analisando a PPS, verifica-se que os valores referentes ao inverno demonstraram-se um pouco maiores comparativamente os valores do verão, em todas as durações analisadas. Como os valores encontrados para a PPS do período do inverno apresentou maiores valores, esse resultado representa que existem maiores períodos secos (com precipitação iguais a zero) para essa estação, talvez esse fato explique os maiores valores encontrados para a ACR1 por essa mesma estação, mais distantes do zero do que quando comparada com a estação verão. O coeficiente de autocorrelação é uma particularização do coeficiente de correlação medindo a dependência linear entre amostras atuais e atrasadas de uma mesma série. A precipitação é considerada uma variável aleatória, quando analisamos uma série completamente aleatória na autocorrelação com *lag* 1 (ou defasagem 1), espera-se que seu valor seja o mais próximo de zero, e que seus valores defasados não sejam correlacionados (Tabelas 2 e 3).

Os resultados apresentados permitem a caracterização estatística da série de precipitação histórica em relação ao período do inverno e do verão da cidade de Pelotas.

5.2 Seleção das tormentas históricas

Os dados históricos de precipitação, na escala temporal de 5min, foram analisados para o período do inverno e verão, selecionando-se 15 tormentas e calculando-se a média dos 15 valores encontrados para cada período.

Os valores dos parâmetros encontrados para as 15 tormentas assim como o valor médio, mínimo, máximo, variância, covariância e desvio padrão referentes ao período do inverno estão apresentados na Tabela 4.

Tabela 4 - Valores dos parâmetros encontrados para as 15 tormentas referentes ao período do inverno.

Tormentas (T)	Parâmetros - Inverno				
	λ (Δt^{-1})	β (Δt^{-1})	η (Δt^{-1})	v (adm)	ξ (mm Δt^{-1})
T1	12,50	12,50	0,05	1	1,77
T2	0,00867	12,50	0,02	1	6,20
T3	0,00332	6,73	2,19	2	0,49
T4	0,00206	1,68	3,96	8	0,37
T5	0,00002	6,30	6,34	2	0,16
T6	0,00004	4,70	6,15	3	0,66
T7	0,00004	3,40	2,33	4	0,55
T8	0,00005	2,59	3,05	5	0,74
T9	0,00004	12,50	0,03	1	4,66
T10	0,00004	12,50	0,02	1	1,16
T11	0,00002	12,50	0,04	1	56,00
T12	0,00002	4,19	0,83	3	21,47
T13	0,00002	2,32	0,99	6	3,01
T14	0,00002	2,11	2,22	6	1,60
T15	0,00002	12,50	0,02	1	412,96
Média	0,83	7,27	1,88	3,00	34,12
Mín	0,00002	1,68	0,02	1,00	0,16
Máx	12,50	12,50	6,34	8,00	412,96
Var	10,41	21,48	4,77	5,29	11196,30
Cov	9,72	20,05	4,45	4,93	10449,88
Desv Pad	3,23	4,63	2,18	2,30	105,81

λ = Parâmetro que representa a origem da tormenta (Δt^{-1}); β = Parâmetro que representa a origem da célula de chuva (Δt^{-1}); η = Parâmetro que representa a duração da célula de chuva (Δt^{-1}); v = Parâmetro que representa o número de células de chuva associadas à tormenta anterior (adimensional); ξ = Parâmetro que representa a intensidade da célula de chuva (mm Δt^{-1}); Mín = Mínimo; Máx = Máximo; Var = Variância (mm²); Cov = Covariância; Desv Pad = Desvio padrão.

Observando-se a Tabela 4 é possível perceber a magnitude e características de cada um dos parâmetros (λ , β , η , v e ξ) do modelo NSPR. Como esses valores foram encontrados a partir da análise da série histórica do inverno, os mesmos não foram estimados através de restrições e diferentes pesos, mas sim calculados através das equações estruturais do modelo NSPR.

Assim sendo, os valores apresentados na Tabela 4 são reais, não podendo-se comparar com os resultados de outros autores, uma vez que todos apresentam os valores de parâmetros já estimados. A etapa de análise das tormentas servirá de embasamento para a constituição das restrições dos

parâmetros no processo de ajuste dos mesmos, o que será abordado ao longo deste estudo.

Os valores dos parâmetros encontrados para as 15 tormentas assim como o valor médio, mínimo, máximo, variância, covariância e desvio padrão referentes ao período do verão estão apresentados na Tabela 5.

Tabela 5 - Valores dos parâmetros encontrados para as 15 tormentas referentes ao período do verão.

Tormentas (T)	Parâmetros - Verão				
	$\lambda (\Delta t^{-1})$	$\beta (\Delta t^{-1})$	$\eta (\Delta t^{-1})$	v (adm)	ξ (mm Δt^{-1})
T1	0,00583	1,53	4,97	10	0,77
T2	0,00429	3,27	7,97	4	0,79
T3	0,00206	12,50	2,50	1	0,03
T4	0,00152	4,46	1,76	3	0,35
T5	0,00146	12,50	1,79	1	11,20
T6	0,00137	6,64	6,88	2	0,53
T7	0,00133	4,29	0,89	3	0,37
T8	0,00127	7,29	8,33	2	0,30
T9	0,00111	2,58	2,01	5	2,86
T10	0,00104	4,39	4,41	3	0,80
T11	0,00099	12,50	0,19	1	0,51
T12	0,00094	3,21	4,00	4	2,29
T13	0,00050	12,50	0,02	1	2,52
T14	0,00043	12,50	0,01	1	4,06
T15	0,00032	12,50	0,04	1	0,10
Média	0,00163	7,51	3,05	2,80	1,83
Mín	0,00032	1,53	0,01	1,00	0,03
Máx	0,00583	12,50	8,33	10,00	11,20
Var	0,0000022	19,74	8,44	5,74	8,15
Cov	0,0000021	18,42	7,88	5,36	7,61
Desv Pad	0,00149	4,44	2,91	2,40	2,85

λ = Parâmetro que representa a origem da tormenta (Δt^{-1}); β = Parâmetro que representa a origem da célula de chuva (Δt^{-1}); η = Parâmetro que representa a duração da célula de chuva (Δt^{-1}); v = Parâmetro que representa o número de células de chuva associadas à tormenta anterior (adimensional); ξ = Parâmetro que representa a intensidade da célula de chuva (mm Δt^{-1}); Mín = Mínimo; Máx = Máximo; Var = Variância (mm²); Cov = Covariância; Desv Pad = Desvio padrão.

Conforme abordado acima, a comparação entre os resultados encontrados na Tabela 7 com os obtidos por outros autores não é indicada. Entretanto, uma comparação entre os valores encontrados nas Tabelas 4 e 5, as quais representam os períodos do inverno e verão, respectivamente, será realizada.

Considerando os valores médios apresentados nas Tabelas 4 e 5, os parâmetros que apresentaram valores maiores foram λ (0,83 Δt^{-1}), v (3 adm) e

ξ ($34,12 \text{ mm } \Delta t^{-1}$), referentes ao período do inverno, e os parâmetros β ($7,51 \Delta t^{-1}$) e η ($3,05 \Delta t^{-1}$), referentes ao período do verão.

Quanto aos valores mínimos apresentados nas Tabelas 4 e 5, os parâmetros que apresentaram valores menores foram λ ($0,00002 \Delta t^{-1}$) para o período do inverno, os parâmetros β ($1,53 \Delta t^{-1}$), η ($0,01 \Delta t^{-1}$) e ξ ($0,03 \text{ mm } \Delta t^{-1}$), para o período do verão. Em relação ao valor mínimo do parâmetro v , o mesmo apresentou valores iguais (1 adm) para ambos os períodos estudados.

Em relação aos valores máximos de cada parâmetro, apresentados nas Tabelas 4 e 5, os parâmetros λ ($12,5 \Delta t^{-1}$) e ξ ($412,96 \text{ mm } \Delta t^{-1}$) apresentaram maiores valores para o período do inverno, os parâmetros η ($8,33 \Delta t^{-1}$) e v (10 adm) apresentaram maiores valores para o período do verão. Em relação ao valor máximo do parâmetro β , o mesmo apresentou valores iguais ($12,5 \Delta t^{-1}$) para ambos os períodos estudados.

Os valores mínimos e médios apresentados nas Tabelas 4 e 5 foram utilizados para a constituição das restrições do ajuste dos parâmetros.

5.3 Restrições aplicadas aos parâmetros

Conforme abordado na revisão bibliográfica, para as combinações estatísticas serem ajustadas aos parâmetros do modelo NSPR (λ , β , η , v e ξ), duas etapas foram elaboradas. A primeira é a indicação de pesos a cada uma das estatísticas do modelo (média, variância, autocorrelação com *lag* 1 e probabilidade do período ser seco), a segunda etapa é a aplicação de restrições nos valores de cada parâmetro do modelo NSPR.

Para cada combinação estatística estudada (A a R), foram elaboradas 4 repetições (totalizando 72 combinações estatísticas), em que pesos e restrições foram aplicadas. Nesta etapa foram utilizadas as restrições e valores de pesos de acordo com Cowpertwait et al. (1996) e os elaborados por este estudo através da observação das tormentas.

Cowpertwait et al. (1996) utilizaram a minimização da soma dos quadrados no procedimento de estimativa dos parâmetros, de modo que os parâmetros λ , β , η e ξ foram maiores que 0 e o parâmetro v foi maior que 1. Somando-se a isso, os autores deram um valor arbitrário de $W_i = 100$

(Equação 9) para ser aplicado a média, e utilizaram valores de $W_i = 1$ (Equação 9) para serem aplicados aos termos restantes (variância, autocorrelação com *lag* 1 e probabilidade do período ser seco).

Como a metodologia de Cowpertwait et al. (1996) descrita acima é arbitrária, e implica em dar maior ou menor peso - importância - para dada estatística do modelo NSPR, neste trabalho foi avaliada uma modificação nessa metodologia, inserindo uma variação nos referidos pesos, também arbitrária.

Com isso, neste estudo foi aplicado o peso de $W_i = 80$ a média e de $W_i = 20$ aos termos restantes (variância, autocorrelação com *lag* 1 e probabilidade do período ser seco). A modificação inserida continua fornecendo o maior peso para a média, de acordo com Cowpertwait et al. (1996), uma vez que ela é a estatística mais importante que um modelo estocástico de precipitação deve corresponder para ser considerado capaz de preservar as características estatísticas da precipitação histórica.

Sendo assim, os resultados encontrados após a análise das tormentas para o inverno e verão (Tabelas 4 e 5), referentes aos valores mínimos e médios, serão utilizados no processo de constituição das restrições que serão aplicadas a cada parâmetro no processo de ajuste.

Os valores mínimos e médios das tormentas encontrados é o principal embasamento para a constituição das restrições aplicadas aos parâmetros do modelo NSPR. Para os valores mínimos aplicados às restrições de cada parâmetro utilizou-se os valores mínimos encontrados nas tormentas analisadas para cada período estudado. Já para o valor Máximo aplicado às restrições aos parâmetros considerou-se os valores médios, originados a partir da análise das quinze tormentas para cada período.

A Tabela 6 foi elaborada para facilitar o entendimento acerca dos pesos e restrições utilizados para cada repetição de cada combinação estatística, para o período do inverno. Nessa Tabela está apresentado um exemplo da combinação estatística A, entretanto o conteúdo de cada uma delas foi aplicado a todas as combinações estatísticas (A a R) e suas repetições (1 a 4) analisadas neste estudo.

Os valores dos pesos e das repetições aplicadas para o inverno estão apresentadas na Tabela 6.

Tabela 6 - Pesos e restrições aplicadas para o período do inverno.

		Combinação estatística A - Inverno			
		A1	A2	A3	A4
Peso	Média	100	100	80	80
	Var, ACR1 e PROBPS	1	1	20	20
Restrição	λ (h^{-1})	$\lambda > 0$	$0,000016 < \lambda < 0,83$	$\lambda > 0$	$0,000016 < \lambda < 0,83$
	β (h^{-1})	$\beta > 0$	$1,68 < \beta < 7,27$	$\beta > 0$	$1,68 < \beta < 7,27$
	η (h^{-1})	$\eta > 0$	$0,02 < \eta < 1,88$	$\eta > 0$	$0,02 < \eta < 1,88$
	v (adm)	$v > 1$	$1 < v < 3$	$v > 1$	$1 < v < 3$
	ξ ($mm h^{-1}$)	$\xi > 0$	$0,16 < \xi < 34,12$	$\xi > 0$	$0,16 < \xi < 34,12$

Var = Variância; ACR1 = Autocorrelação com lag 1; PROBPS = Probabilidade do período ser seco; λ = Parâmetro que representa a origem da tormenta (Δt^{-1}); β = Parâmetro que representa a origem da célula de chuva (Δt^{-1}); η = Parâmetro que representa a duração da célula de chuva (Δt^{-1}); v = Parâmetro que representa o número de células de chuva associadas à tormenta anterior (adimensional); ξ = Parâmetro que representa a intensidade da célula de chuva ($mm \Delta t^{-1}$).

Observando-se as Tabelas 4 e 6, sendo a primeira referente aos valores dos parâmetros encontrados para as quinze tormentas analisadas no inverno, e a segunda composta pelos pesos e restrições aplicadas aos parâmetros no inverno, percebe-se que os valores mínimos de restrição dos parâmetros λ , β , η e ξ são os valores encontrados nas tormentas T15, T4, T2 e T5, respectivamente. Assim como o valor mínimo de restrição do parâmetro v foi encontrado nas tormentas T1, T2, T9, T10, T11 e T15. Os valores Máximos de restrição para esse mesmo período apresentados na Tabela 6, podem ser encontrados na Tabela 4, os quais referem-se aos valores médios dos parâmetros encontrados nas quinze tormentas analisadas.

Observando-se a Tabela 6 em relação aos pesos, percebe-se que a repetição A1 é integralmente originária de Cowpertwait et al. (1996), tanto para os pesos aplicados às estatísticas (média, var, ACR1 e PROBPS) do modelo NSPR quanto para as restrições dos parâmetros (λ , β , η , v e ξ) do mesmo. A repetição A2 é parcialmente originária de Cowpertwait et al. (1996), no que tange aos pesos aplicados às estatísticas (média, var, ACR1 e PROBPS) do modelo NSPR, e por este estudo, na constituição das restrições dos parâmetros (λ , β , η , v e ξ) do mesmo.

A repetição A3 é parcialmente originária deste estudo, no que tange aos pesos aplicados às estatísticas (média, var, ACR1 e PROBPS) do modelo NSPR, e por Cowpertwait et al. (1996), na constituição das restrições dos

parâmetros (λ , β , η , v e ξ) do mesmo. Por fim, a repetição A4 é integralmente originária deste estudo, tanto para os pesos aplicados às estatísticas (média, var, ACR1 e PROBPS) quanto para as restrições dos parâmetros (λ , β , η , v e ξ) do modelo NSPR (Tabela 6).

Ressalta-se que Cowpertwait et al. (1996) analisou 20 anos de dados de precipitação histórica horária do Reino Unido (UK), e estimou os parâmetros (λ , β , η , v e ξ) do modelo NSPR separadamente para cada mês do ano, e que as restrições aplicadas (λ , β , η , $\xi > 0$ e $v > 1$) não modificaram-se ao longo dos meses, ao contrário deste estudo, em que os valores constituídos para o inverno e verão para as repetições 2 e 4, distinguem-se entre si.

A Tabela 7 foi elaborada para facilitar o entendimento acerca dos pesos e restrições utilizados para cada repetição de cada combinação estatística, para o período do verão. Nessa Tabela está apresentado um exemplo da combinação estatística A, entretanto o conteúdo de cada uma delas foi aplicado a todas as combinações estatísticas (A a R) e suas repetições (1 a 4) analisadas neste estudo.

Os valores dos pesos e das restrições aplicadas para o verão estão apresentadas na Tabela 7.

Tabela 7 - Pesos e restrições aplicadas para o período do verão.

		Combinação estatística A - Verão			
		A1	A2	A3	A4
Peso	Média	100	100	80	80
	Var, ACR1 e PROBPS	1	1	20	20
Restrição	λ (h^{-1})	$\lambda > 0$	$0,0003 < \lambda < 0,002$	$\lambda > 0$	$0,0003 < \lambda < 0,002$
	β (h^{-1})	$\beta > 0$	$1,53 < \beta < 7,51$	$\beta > 0$	$1,53 < \beta < 7,51$
	η (h^{-1})	$\eta > 0$	$0,01 < \eta < 3,05$	$\eta > 0$	$0,01 < \eta < 3,05$
	v (adm)	$v > 1$	$1 < v < 2,8$	$v > 1$	$1 < v < 2,8$
	ξ ($mm h^{-1}$)	$\xi > 0$	$0,03 < \xi < 1,83$	$\xi > 0$	$0,03 < \xi < 1,83$

Var = Variância; ACR1 = Autocorrelação com lag 1; PROBPS = Probabilidade do período ser seco; λ = Parâmetro que representa a origem da tormenta (Δt^{-1}); β = Parâmetro que representa a origem da célula de chuva (Δt^{-1}); η = Parâmetro que representa a duração da célula de chuva (Δt^{-1}); v = Parâmetro que representa o número de células de chuva associadas à tormenta anterior (adimensional); ξ = Parâmetro que representa a intensidade da célula de chuva ($mm \Delta t^{-1}$).

Para os valores de restrições do período de verão, observando-se as Tabelas 7 e 5, percebe-se que os valores mínimos de restrição dos parâmetros λ , β , η e ξ são os valores encontrados nas tormentas T15, T1, T14 e T3,

respectivamente. Assim como o valor mínimo de restrição do parâmetro v foi encontrado nas tormentas T3, T5, T11, T13, T14 e T15. Os valores Máximos de restrição para esse mesmo período apresentados na Tabela 7, podem ser encontrados na Tabela 5, os quais referem-se aos valores médios dos parâmetros encontrados nas quinze tormentas analisadas.

O que foi discutido para a Tabela 6 vale para a Tabela 7, excetuando-se uma única diferença, a qual refere-se as repetições A2 e A4 da combinação estatística A, em que as restrições aplicadas aos parâmetros (λ , β , η , v e ξ) do modelo NSPR, uma vez que referem-se ao período do verão e não ao inverno.

Comparando as Tabelas 6 e 7, percebe-se que o parâmetro λ (h^{-1}) obteve menor valor mínimo (0,000016) para o inverno, comparando-se com o encontrado para o verão (0,0003). Quando analisamos os parâmetros β (h^{-1}), η (h^{-1}) e ξ ($mm\ h^{-1}$), o contrário é observado, ou seja, para o verão foram encontrados menores valores para mínimos, quando comparado com os valores encontrados para o inverno. Em relação ao parâmetro v (adm), o valor mínimo foi igual para ambos períodos analisados. Quanto aos valores Máximos encontrados para limitar o teto do range dos parâmetros, encontrou-se uma grande diferença no parâmetro ξ ($mm\ h^{-1}$), o qual para o inverno apresentou o valor de 34,1202 e para o verão 1,8329.

Com os valores de pesos que deverão ser atribuídos às estatísticas (média, var, ACR1 e PROBPS) do modelo NSPR e com as restrições que serão aplicadas a cada um de seus parâmetros (λ , β , η , v e ξ), o processo de ajustamento dos parâmetros pode ser realizado. Os resultados do ajuste para os períodos analisados serão apresentados no próximo item.

5.4 Parâmetros ajustados pelo modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular

A Tabela 8 apresenta os valores dos parâmetros do modelo NSPR ajustados a partir de dados históricos de precipitação da cidade de Pelotas, para o período de 1982 a 2015, para cada combinação estatística estudada e suas repetições para o período do inverno.

Tabela 8 - Parâmetros do modelo NSPR ajustados a partir dos dados históricos de precipitação da cidade de Pelotas, por meio das combinações estatísticas A, B, C, D, E, F, G, H, I, J, K, L, M, N, O, P, Q e R e suas repetições para o inverno.

Combinação A - Inverno				
	A1	A2	A3*	A4
$\lambda (\Delta t^{-1})$	0,036	0,001		0,149
$\beta (\Delta t^{-1})$	3,66	5,51		7,26
$\eta (\Delta t^{-1})$	27,00	0,018		1,88
$v (adm)$	46,41	2,8		3,0
$\xi (mm \Delta t^{-1})$	0,401	1,57		1,36
Combinação B - Inverno				
	B1	B2	B3	B4
$\lambda (\Delta t^{-1})$	0,025	0,398	0,022	0,399
$\beta (\Delta t^{-1})$	333,8	7,26	16203,1	7,26
$\eta (\Delta t^{-1})$	2,65	0,223	2,21	0,206
$v (adm)$	73,41	3,0	4529,9	3,0
$\xi (mm \Delta t^{-1})$	4,58	34,12	291,6	34,12
Combinação C - Inverno				
	C1	C2	C3*	C4
$\lambda (\Delta t^{-1})$	0,073	0,001		0,157
$\beta (\Delta t^{-1})$	899,3	7,26		7,26
$\eta (\Delta t^{-1})$	7,57	0,022		1,88
$v (adm)$	9,75	2,8		3,0
$\xi (mm \Delta t^{-1})$	0,605	1,28		1,44
Combinação D - Inverno				
	D1*	D2	D3*	D4
$\lambda (\Delta t^{-1})$		0,054		0,0682
$\beta (\Delta t^{-1})$		7,26		7,26
$\eta (\Delta t^{-1})$		0,672		0,751
$v (adm)$		3,0		3,0
$\xi (mm \Delta t^{-1})$		1,55		1,51
Combinação E - Inverno				
	E1	E2	E3	E4
$\lambda (\Delta t^{-1})$	0,014	0,091	0,012	0,103
$\beta (\Delta t^{-1})$	1190,8	7,26	1440,2	7,26
$\eta (\Delta t^{-1})$	1,005	1,54	0,868	1,60
$v (adm)$	122,4	3,0	49724,6	3,0
$\xi (mm \Delta t^{-1})$	10,951	1,13	4557,7	1,09
Combinação F - Inverno				
	F1	F2	F3*	F4
$\lambda (\Delta t^{-1})$	0,025	0,001		0,143
$\beta (\Delta t^{-1})$	3,124	5,23		7,26
$\eta (\Delta t^{-1})$	344,7	0,017		1,82
$v (adm)$	182,5	3,0		3,0
$\xi (mm \Delta t^{-1})$	0,087	1,83		1,41
Combinação G - Inverno				
	G1*	G2	G3*	G4
$\lambda (\Delta t^{-1})$		0,001		0,132
$\beta (\Delta t^{-1})$		7,26		7,26
$\eta (\Delta t^{-1})$		0,017		1,84
$v (adm)$		3,0		3,0
$\xi (mm \Delta t^{-1})$		1,33		1,28
Combinação H - Inverno				
	H1*	H2	H3*	H4
$\lambda (\Delta t^{-1})$		0,184		0,194
$\beta (\Delta t^{-1})$		7,26		7,26
$\eta (\Delta t^{-1})$		1,35		1,36
$v (adm)$		1,47		1,43
$\xi (mm \Delta t^{-1})$		1,28		1,27
Combinação I - Inverno				

	I1*	I2*	I3*	I4*
$\lambda (\Delta t^{-1})$				
$\beta (\Delta t^{-1})$				
$\eta (\Delta t^{-1})$				
$v (\text{adm})$				
$\xi (\text{mm } \Delta t^{-1})$				
Combinação J - Inverno				
	J1	J2*	J3*	J4*
$\lambda (\Delta t^{-1})$	0,004			
$\beta (\Delta t^{-1})$	0,153			
$\eta (\Delta t^{-1})$	3,78			
$v (\text{adm})$	523,0			
$\xi (\text{mm } \Delta t^{-1})$	4,11			
Combinação K - Inverno				
	K1	K2	K3	K4
$\lambda (\Delta t^{-1})$	0,005	0,013	0,005	0,015
$\beta (\Delta t^{-1})$	0,255	7,26	0,284	7,26
$\eta (\Delta t^{-1})$	1,64	0,149	3,63	0,158
$v (\text{adm})$	516,8	3,0	254686,8	3,0
$\xi (\text{mm } \Delta t^{-1})$	11,52	1,74	2589,2	1,72
Combinação L - Inverno				
	L1	L2*	L3*	L4*
$\lambda (\Delta t^{-1})$	0,004			
$\beta (\Delta t^{-1})$	0,158			
$\eta (\Delta t^{-1})$	4,67			
$v (\text{adm})$	629,3			
$\xi (\text{mm } \Delta t^{-1})$	4,29			
Combinação M - Inverno				
	M1	M2	M3	M4
$\lambda (\Delta t^{-1})$	0,008	0,001	0,008	0,021
$\beta (\Delta t^{-1})$	0,565	7,26	0,558	7,26
$\eta (\Delta t^{-1})$	1,99	0,017	1,85	0,200
$v (\text{adm})$	65488,4	3,0	65487,6	3,0
$\xi (\text{mm } \Delta t^{-1})$	1745,7	1,98	1923,9	1,73
Combinação N - Inverno				
	N1*	N2	N3*	N4*
$\lambda (\Delta t^{-1})$		0,001		
$\beta (\Delta t^{-1})$		1,71		
$\eta (\Delta t^{-1})$		0,017		
$v (\text{adm})$		2,79		
$\xi (\text{mm } \Delta t^{-1})$		1,83		
Combinação O - Inverno				
	O1*	O2	O3*	O4
$\lambda (\Delta t^{-1})$		0,021		0,022
$\beta (\Delta t^{-1})$		7,26		7,26
$\eta (\Delta t^{-1})$		1,88		1,88
$v (\text{adm})$		3,0		3,0
$\xi (\text{mm } \Delta t^{-1})$		0,214		0,224
Combinação P - Inverno				
	P1	P2	P3	P4*
$\lambda (\Delta t^{-1})$	0,007	0,011	0,007	
$\beta (\Delta t^{-1})$	0,454	1,68	0,452	
$\eta (\Delta t^{-1})$	1,12	0,111	1,14	
$v (\text{adm})$	3680,6	3,0	3680,6	
$\xi (\text{mm } \Delta t^{-1})$	160,5	1,88	159,4	
Combinação Q - Inverno				
	Q1	Q2	Q3	Q4
$\lambda (\Delta t^{-1})$	0,008	0,054	0,008	0,062
$\beta (\Delta t^{-1})$	0,517	1,68	0,511	1,68
$\eta (\Delta t^{-1})$	1,77	1,88	1,46	1,88

v (adm)	2878,8	3,0	2877,7	3,0
ξ (mm Δt^{-1})	84,1	0,549	102,7	0,547
Combinação R - Inverno				
	R1	R2	R3	R4
λ (Δt^{-1})	0,003	0,047	0,004	0,056
β (Δt^{-1})	0,134	1,68	0,133	1,68
η (Δt^{-1})	1,04	1,88	1,090	1,88
v (adm)	2849,1	3,0	2848,1	3,0
ξ (mm Δt^{-1})	67,3	0,480	67,5	0,476

λ = Parâmetro que representa a origem da tormenta (Δt^{-1}); β = Parâmetro que representa a origem da célula de chuva (Δt^{-1}); η = Parâmetro que representa a duração da célula de chuva (Δt^{-1}); v = Parâmetro que representa o número de células de chuva associadas à tormenta anterior (adimensional); ξ = Parâmetro que representa a intensidade da célula de chuva (mm Δt^{-1}); * = A combinação estatística destacada não foi representada por pelo menos uma estatística do modelo NSPR

A Tabela 8 apresenta os valores ajustados para cada parâmetro (λ , β , η , v e ξ) do modelo NSPR, nas combinações estatísticas analisadas. Ao total foram analisadas 72 combinações estatísticas para cada estação estudada (inverno e verão), incluindo as 4 repetições de cada.

Observando-se a Tabela 8, percebe-se que 25 combinações estatísticas foram destacadas com asterisco (*), as quais não foram representadas por pelo menos uma das estatísticas do modelo NSPR. As combinações estatísticas destacadas não conseguiram ser ajustadas as formulações do modelo NSPR referentes a autocorrelação com *lag* 1 (ACR1) ou a probabilidade do período ser seco (PROBPS). As quais conseguiram representar apenas três das quatro estatísticas estruturais do modelo NSPR. Deste modo, o total de 47 combinações estatísticas referentes ao inverno conseguiram realizar a estimativa dos parâmetros do modelo NSPR, os quais foram utilizados na simulação da precipitação através do modelo NSPR.

De acordo com a Tabela 8 percebe-se que apenas as combinações estatísticas B, E, K, M, Q e R, incluindo todas as suas repetições, foram representadas pelas estatísticas do modelo NSPR, e conseqüentemente, têm seus respectivos valores de parâmetros ajustados. Ou seja, o equacionamento do modelo NSPR através de suas estatísticas para a média, Var, ACR1 e PROBPS conseguiram ser ajustados aos dados históricos de precipitação para o inverno em todas as repetições (1 a 4) dessas 6 combinações estatísticas citadas.

Ressalta-se que somente as combinações estatísticas que conseguiram representar a totalidade das estatísticas do referido modelo foram utilizados na

etapa de simulação da chuva. Como a metodologia do presente estudo objetiva o cruzamento das informações do modelo em relação a constituição das durações das estatísticas a serem utilizadas nas combinações estatísticas, os resultados dos apresentados na Tabela 8, os quais não conseguiram ter seus parâmetros ajustados pelo modelo NSPR, serão apresentados e discutidos.

Nesse sentido, primeiramente serão apresentadas as combinações estatísticas - por ordem alfabética - que não conseguiram serem ajustadas a estatística de autocorrelação com *lag* 1 (ACR1): a combinação A3 não representou a ACR1 nas durações de 10 e 15min; a combinação C3 não representou a ACR1 nas durações de 5 e 10min; a combinação D3 não representou a ACR1 nas durações de 15, 20 e 30min; e, por fim, as combinações I1 e I3 não representaram a ACR1 nas durações de 5, 360 e 720min. Do total de 72 combinações estatísticas analisadas para o inverno, 5 delas não tiveram seus dados ajustados a ACR1 (Tabela 8).

Do total de 72 combinações estatísticas para o inverno, 20 foram insatisfatórias quanto ao ajuste a estatística de probabilidade do período ser seco (PROBPS) do modelo NSPR, as quais serão apresentadas: a combinação D1 não representou a PROBPS na duração de 5min; a combinação F3 não representou a PROBPS na duração de 20min; as combinações G1 e G3 não representaram a PROBPS na duração de 10min; as combinações H1, H3, N1, N3, N4, O1, O3 e P4 não representaram a PROBPS na duração de 60min; as combinações I2 e I4 não representaram a PROBPS na duração de 360min; as combinações J2, J3 e J4 não representaram a PROBPS na duração de 720min; e, por fim, as combinações L2, L3 e L4 não representaram a PROBPS na duração de 1440min. Do total de 72 combinações estatísticas analisadas para o inverno, 20 delas não tiveram seus dados ajustados a PROBPS (Tabela 8).

Comparando o número de combinações que não conseguiram ser representadas pelas estatísticas do modelo NSPR, percebe-se que a formulação referente a PROBPS obteve pior desempenho, quando relacionada a formulação de ACR1.

De acordo com a literatura, esse comportamento já era esperado uma vez que o modelo NSPR tem limitações em relação a representação de

proporção de períodos secos (PPS) quando utiliza a função de ACR1 na estimativa dos parâmetros do mesmo (COWPERTWAIT, 1991b).

Cowpertwait (1991b) utilizou o modelo NSPR com o objetivo de aplicação no projeto de sistemas de esgoto no Reino Unido. O autor ajustou o modelo NSPR a 10 anos de dados de precipitação horária da cidade de Blackpool (Inglaterra). O autor utilizou a ACR1 no procedimento de ajuste para garantir que o modelo capturasse a dependência inerente aos eventos históricos de chuva. No entanto, a ACR1 foi considerada inadequada ao modelar sequências de períodos secos no verão, que precisavam ser modeladas para a aplicação pretendida e, portanto, uma alternativa foi buscada de modo a abranger a metodologia de ajuste de parâmetros através da Probabilidade de Transição.

Nesse sentido, Cowpertwait (1991b) utilizou as duas metodologias para ajuste dos parâmetros, a função de autocorrelação com *lag* 1 (ACR1) e a probabilidade de Transição para ajuste dos parâmetros. Sendo esse autor o responsável por originar essa metodologia, a qual é derivada a partir dos períodos secos precedidos por períodos secos e por períodos chuvosos precedidos por períodos chuvosos.

Para melhor visualização da variância, covariância, desvio padrão, média, Máximo e mínimo dos valores encontrados para cada parâmetro ajustado para o período do inverno, apresentado na Tabela 8, a Tabela 9 foi criada. As 25 combinações estatísticas destacadas com asterisco (*) na Tabela 8 não foram contabilizadas na Tabela 9.

Tabela 9 - Estatísticas para cada parâmetro ajustado para o período do inverno.

Estatísticas	Parâmetros ajustados - Inverno				
	$\lambda (\Delta t^{-1})$	$\beta (\Delta t^{-1})$	$\eta (\Delta t^{-1})$	v (adm)	ξ (mm Δt^{-1})
Var	0,008	5613837,8	2515,4	1553839412,5	682286,9
Cov	0,007	5494394,5	2461,8	1520778999,5	667770,2
Desv Pad	0,089	2369,3	50,1	39418,7	826,0
Média	0,057	430,7	9,3	9806,7	252,9
Máx	0,399	16203,1	344,8	254686,8	4557,7
Mín	0,001	0,13	0,02	1,4	0,09

λ = Parâmetro que representa a origem da tormenta (Δt^{-1}); β = Parâmetro que representa a origem da célula de chuva (Δt^{-1}); η = Parâmetro que representa a duração da célula de chuva (Δt^{-1}); v = Parâmetro que representa o número de células de chuva associadas à tormenta anterior (adimensional); ξ = Parâmetro que representa a intensidade da célula de chuva (mm Δt^{-1}); * e = A combinação estatística destacada não foi representada por pelo menos uma estatística do modelo NSPR; Var = Variância; Cov = Covariância; Desv Pad = Desvio padrão; Máx = Máximo; Mín = Mínimo.

É possível realizar algumas comparações entre a Tabela 9, que apresenta as estatísticas referentes a cada parâmetro do modelo NSPR que conseguiu ser ajustado para as 47 combinações estatísticas, com a Tabela 6, a qual apresenta os valores dos parâmetros do modelo NSPR a partir da análise das tormentas obtida da série histórica do inverno.

A primeira comparação será em relação aos valores médios, percebe-se que todos os parâmetros que foram ajustados para o inverno, com exceção do parâmetro λ (Δt^{-1}), apresentaram valores superiores ao encontrado com a análise das tormentas da série histórica. Em especial para os parâmetros β (Δt^{-1}) e η (Δt^{-1}), os quais aumentaram seus valores em aproximadamente 5.800% e 326.900%, respectivamente (Tabelas 8 e 9).

Os valores de parâmetros discutidos acima são muito superiores aos encontrados a partir da observação das tormentas, entretanto, destaca-se que os valores dos parâmetros ajustados (Tabela 9) são médias, var, cov, desv pad, máx e mín de todas as combinações estatísticas que conseguiram ser ajustadas. Existe a possibilidade de que, quando os parâmetros ajustados para o inverno forem analisados separadamente, de acordo com uma única combinação estatística, esses valores sejam mais próximos aos valores obtidos através das tormentas, representando maior realismo.

Em relação aos valores mínimos apresentados nas Tabelas 9 e 8, percebe-se que os parâmetros β (Δt^{-1}) e ξ (mm Δt^{-1}) ajustados para o inverno tiveram valores menores do que os obtidos pelas tormentas históricas. O parâmetro η (Δt^{-1}) obteve valor igual quando ajustado para o inverno e quando obtido através das tormentas históricas. Os parâmetros λ (Δt^{-1}) e v (adm) apresentaram valores superiores quando ajustado ao inverno ($\lambda = 0,001 \Delta t^{-1}$ e $v = 1,43$ adm), quando comparado ao encontrado a partir das tormentas históricas ($\lambda = 0,00002 \Delta t^{-1}$ e $v = 1,0$ adm).

A Tabela 10 apresenta os valores dos parâmetros do modelo NSPR ajustados a partir de dados históricos de precipitação da cidade de Pelotas, para o período de 1982 a 2015, para cada combinação estatística estudada e suas repetições para o período do verão.

Tabela 10 - Parâmetros do modelo NSPR ajustados a partir dos dados históricos de precipitação da cidade de Pelotas, por meio das combinações estatísticas A, B, C, D, E, F, G, H, I, J, K, L, M, N, O, P, Q e R e suas repetições para o verão.

Combinação A - Verão				
	A1	A2	A3	A4
$\lambda (\Delta t^{-1})$	0,016	0,001	0,015	0,001
$\beta (\Delta t^{-1})$	4,71	5,51	4,06	7,50
$\eta (\Delta t^{-1})$	24,38	0,018	99,8	0,013
$v (adm)$	47,69	2,8	228,5	2,8
$\xi (mm \Delta t^{-1})$	0,179	1,34	0,193	1,83
Combinação B - Verão				
	B1	B2	B3	B4
$\lambda (\Delta t^{-1})$	0,016	0,001	0,014	0,001
$\beta (\Delta t^{-1})$	36,8	7,50	16203,1	7,50
$\eta (\Delta t^{-1})$	4,24	3,05	3,50	0,013
$v (adm)$	74,7	2,8	4534,8	2,8
$\xi (mm \Delta t^{-1})$	1,58	1,83	103,7	1,83
Combinação C - Verão				
	C1	C2	C3	C4
$\lambda (\Delta t^{-1})$	0,017	0,001	0,017	0,001
$\beta (\Delta t^{-1})$	899,5	7,50	899,5	7,50
$\eta (\Delta t^{-1})$	4,54	0,024	4,54	0,013
$v (adm)$	244,1	2,8	244,1	2,8
$\xi (mm \Delta t^{-1})$	5,17	1,02	5,22	1,74
Combinação D - Verão				
	D1*	D2	D3	D4
$\lambda (\Delta t^{-1})$		0,001	0,012	0,001
$\beta (\Delta t^{-1})$		7,5	61739,7	7,5
$\eta (\Delta t^{-1})$		3,05	2,56	3,05
$v (adm)$		2,8	1929,2	2,8
$\xi (mm \Delta t^{-1})$		0,030	51,2	0,030
Combinação E - Verão				
	E1	E2	E3	E4
$\lambda (\Delta t^{-1})$	0,012	0,001	0,012	0,001
$\beta (\Delta t^{-1})$	1190,8	7,5	1440,3	7,5
$\eta (\Delta t^{-1})$	2,59	3,05	2,44	3,05
$v (adm)$	128,2	2,8	49812,2	2,8
$\xi (mm \Delta t^{-1})$	3,42	0,030	1366,1	0,030
Combinação F - Verão				
	F1	F2	F3	F4*
$\lambda (\Delta t^{-1})$	0,014	0,001	0,014	
$\beta (\Delta t^{-1})$	3,78	5,23	3,77	
$\eta (\Delta t^{-1})$	344,7	0,019	199,2	
$v (adm)$	182,7	2,8	486,7	
$\xi (mm \Delta t^{-1})$	0,042	1,31	0,198	
Combinação G - Verão				
	G1*	G2	G3	G4
$\lambda (\Delta t^{-1})$		0,001	0,043	0,001
$\beta (\Delta t^{-1})$		7,50	7,57	7,50
$\eta (\Delta t^{-1})$		0,036	18,6	0,019
$v (adm)$		2,8	50,1	2,8
$\xi (mm \Delta t^{-1})$		0,681	0,649	1,23
Combinação H - Verão				
	H1	H2	H3	H4
$\lambda (\Delta t^{-1})$	0,027	0,001	0,027	0,001
$\beta (\Delta t^{-1})$	0,566	7,50	0,566	7,50
$\eta (\Delta t^{-1})$	6,06	1,63	6,06	2,04
$v (adm)$	15,68	2,8	15,68	2,8
$\xi (mm \Delta t^{-1})$	0,400	0,030	0,400	1,28
Combinação I - Verão				

	I1	I2	I3	I4
λ (Δt^{-1})	0,005	0,001	0,005	0,001
β (Δt^{-1})	0,345	1,52	0,343	1,52
η (Δt^{-1})	1,10	0,014	1,13	0,175
v (adm)	650,4	2,8	650,4	2,8
ξ (mm Δt^{-1})	18,54	1,83	18,47	1,83
Combinação J - Verão				
	J1	J2	J3	J4*
λ (Δt^{-1})	0,005	0,001	0,037	
β (Δt^{-1})	0,255	1,52	5559,1	
η (Δt^{-1})	57,8	3,05	0,103	
v (adm)	497,5	2,8	1,19	
ξ (mm Δt^{-1})	0,248	0,248	2,21	
Combinação K - Verão				
	K1	K2	K3	K4
λ (Δt^{-1})	0,006	0,001	0,007	0,001
β (Δt^{-1})	0,771	1,52	0,729	3,76
η (Δt^{-1})	57,8	3,05	3,72	0,006
v (adm)	497,5	2,8	254686,8	1,28
ξ (mm Δt^{-1})	0,309	0,309	2589,2	1,83
Combinação L - Verão				
	L1	L2	L3	L4
λ (Δt^{-1})	0,006	0,001	0,008	0,001
β (Δt^{-1})	0,234	1,52	0,227	7,50
η (Δt^{-1})	0,550	0,014	0,585	0,112
v (adm)	627,4	2,8	626,2	2,8
ξ (mm Δt^{-1})	42,6	1,83	44,7	1,83
Combinação M - Verão				
	M1	M2	M3	M4
λ (Δt^{-1})	0,008	0,001	0,009	0,001
β (Δt^{-1})	1,727	7,50	1,72	7,50
η (Δt^{-1})	16,08	0,006	15,70	0,006
v (adm)	65493,2	1,33	65493,2	1,33
ξ (mm Δt^{-1})	202,1	1,83	209,8	1,83
Combinação N - Verão				
	N1*	N2	N3*	N4
λ (Δt^{-1})		0,001		0,001
β (Δt^{-1})		7,50		7,50
η (Δt^{-1})		0,006		0,006
v (adm)		1,33		1,43
ξ (mm Δt^{-1})		1,83		1,83
Combinação O - Verão				
	O1*	O2	O3*	O4
λ (Δt^{-1})		0,001		0,001
β (Δt^{-1})		7,50		7,50
η (Δt^{-1})		0,939		2,41
v (adm)		2,8		2,8
ξ (mm Δt^{-1})		0,031		0,030
Combinação P - Verão				
	P1	P2*	P3	P4*
λ (Δt^{-1})	0,008		0,008	
β (Δt^{-1})	1,37		1,28	
η (Δt^{-1})	4,14		6,91	
v (adm)	3682,0		3682,2	
ξ (mm Δt^{-1})	40,92		23,99	
Combinação Q - Verão				
	Q1	Q2	Q3	Q4
λ (Δt^{-1})	0,008	0,001	0,008	0,001
β (Δt^{-1})	1,50	1,52	1,50	1,52
η (Δt^{-1})	12,10	1,59	12,01	2,38

v (adm)	2879,4	2,8	2879,4	2,8
ξ (mm Δt^{-1})	11,16	0,030	11,32	0,716
Combinação R - Verão				
	R1	R2	R3	R4
λ (Δt^{-1})	0,007	0,001	0,007	0,001
β (Δt^{-1})	1,29	1,52	1,29	1,52
η (Δt^{-1})	12,58	1,58	12,45	2,40
v (adm)	2849,6	2,8	2849,6	2,8
ξ (mm Δt^{-1})	9,27	0,030	9,44	0,684

λ = Parâmetro que representa a origem da tormenta (Δt^{-1}); β = Parâmetro que representa a origem da célula de chuva (Δt^{-1}); η = Parâmetro que representa a duração da célula de chuva (Δt^{-1}); v = Parâmetro que representa o número de células de chuva associadas à tormenta anterior (adimensional); ξ = Parâmetro que representa a intensidade da célula de chuva (mm Δt^{-1}); * = A combinação estatística destacada não foi representada por pelo menos uma estatística do modelo NSPR; * e = A combinação estatística destacada não foi representada por pelo menos uma estatística do modelo NSPR.

Observando-se a Tabela 10, percebe-se que 10 combinações estatísticas foram destacadas com asterisco (*), as quais não foram representadas por pelo menos uma das estatísticas do modelo NSPR para o verão. Deste modo, o total de 62 combinações estatísticas referentes ao verão conseguiram realizar a estimativa dos parâmetros do modelo NSPR, os quais foram utilizados na simulação da precipitação através do modelo NSPR.

Percebe-se que as combinações estatísticas A, B, C, E, H, I, K, L, M, Q e R, incluindo todas as suas repetições (1 a 4), representaram as estatísticas do modelo NSPR e conseqüentemente, têm seus respectivos valores de parâmetros ajustados. Ou seja, o equacionamento do modelo NSPR através de suas estatísticas para a média, Var, ACR1 e PROBPS conseguiram ser ajustados aos dados históricos de precipitação para o verão.

Entretanto, as combinações estatísticas com asterisco (*) conseguiram representar apenas três das quatro formulações estruturais do modelo NSPR. Ressalta-se que somente as combinações estatísticas que conseguiram representar a totalidade das estatísticas do referido modelo foram utilizados na etapa de simulação da chuva. Como a metodologia do presente estudo objetiva o cruzamento das informações do modelo em relação a constituição das durações das estatísticas a serem utilizadas nas combinações estatísticas, os resultados de negativa de ajustamento para as combinações destacadas serão discutidos abaixo.

Do total de setenta e duas (72) combinações estatísticas, dez (10) não foram capazes de representar a formulação referente à probabilidade do período ser seco (PROBPS) do modelo NSPR, as quais serão citadas na

ordem crescente das durações pré-estabelecidas: a combinação D1 não representou a PROBPS na duração de 5min; a combinação G1 não representou a PROBPS na duração de 10min; a combinação F4 não representou a PROBPS na duração de 20min; as combinações N1, O1, O3, P2 e P4 não representaram a PROBPS na duração de 60min; e, por fim, a combinação J4 não representou a PROBPS na duração de 720min.

A combinação estatística N3 não representou a autocorrelação com *lag* 1 na duração de 30min.

Para melhor visualização da Var, Cov, Desv Pad, média, máx e mín dos valores encontrados para cada parâmetro (λ , β , η , v e ξ) ajustado para o verão, apresentados na Tabela 10, a Tabela 11 foi criada. As 10 combinações estatísticas destacadas com asterisco (*) na Tabela 10 não foram contabilizadas na Tabela 11.

Tabela 11 - Estatísticas para cada parâmetro ajustado para o período do verão.

Estatísticas	Parâmetros ajustados - Verão				
	λ (Δt^{-1})	β (Δt^{-1})	η (Δt^{-1})	v (adm)	ξ (mm Δt^{-1})
Var	0,00007	65326597,1	2659,83	1188652891,2	136121,9
Cov	0,00007	64272942,3	2616,93	1169481070,3	133926,3
Desv Pad	0,00885	8082,4	51,57	34476,8	368,9
Média	0,00749	1422,3	15,73	7518,1	77,5
Máx	0,04359	61739,7	344,72	254686,8	2589,2
Mín	0,00161	0,23	0,01	1,20	0,03

λ = Parâmetro que representa a origem da tormenta (Δt^{-1}); β = Parâmetro que representa a origem da célula de chuva (Δt^{-1}); η = Parâmetro que representa a duração da célula de chuva (Δt^{-1}); v = Parâmetro que representa o número de células de chuva associadas à tormenta anterior (adimensional); ξ = Parâmetro que representa a intensidade da célula de chuva (mm Δt^{-1}); * = A combinação estatística destacada não foi representada por pelo menos uma estatística do modelo NSPR; Var = Variância; Cov = Covariância; Desv Pad = Desvio padrão; Máx = Máximo; Mín = Mínimo.

É possível realizar algumas comparações entre a Tabela 11, que apresenta as estatísticas referentes a cada parâmetro do modelo NSPR que conseguiu ser ajustado para as 62 combinações estatísticas para o verão, com a Tabela 10, a qual apresenta os valores dos parâmetros do modelo NSPR a partir da análise das tormentas obtida da série histórica do verão.

Em relação aos valores médios, percebe-se que todos os parâmetros que foram ajustados para o verão, apresentaram valores superiores ao encontrado com a análise das tormentas da série histórica. Em especial para os parâmetros β (Δt^{-1}), v (adm) e ξ (mm Δt^{-1}), os quais aumentaram seus

valores em aproximadamente 18.800%, 268.000% e 4.000%, respectivamente (Tabelas 11 e 10).

Os valores de parâmetros discutidos acima são muito superiores aos encontrados a partir da observação das tormentas, entretanto, destaca-se que os valores dos parâmetros ajustados (Tabela 11) são médias, var, cov, desv pad, máx e mín de todas as combinações estatísticas que conseguiram ser ajustadas. Existe a possibilidade de que, quando os parâmetros ajustados para o verão forem analisados separadamente, através de uma única combinação estatística, esses valores sejam mais próximos aos valores obtidos através das tormentas, representando maior realismo.

Em relação aos valores mínimos apresentados nas Tabelas 11 e 10, percebe-se que os parâmetros ajustados para o verão ($\lambda = 0,00161 \Delta t^{-1}$ e $v = 1,20$ adm) tiveram valores maiores do que os obtidos pelas tormentas históricas ($\lambda = 0,00032 \Delta t^{-1}$ e $v = 1,0$ adm). O parâmetro η ($0,01 \Delta t^{-1}$) e ξ ($0,03 \text{ mm } \Delta t^{-1}$) obtiveram valores iguais quando ajustados para o verão e quando obtido através das tormentas históricas do mesmo período. Em relação ao parâmetro β (Δt^{-1}), o mesmo apresentou valor inferior quando ajustado ao modelo NSPR para o período do verão ($\beta = 0,23 \Delta t^{-1}$), quando comparado ao encontrado a partir das tormentas históricas ($\beta = 1,53 \Delta t^{-1}$).

Relacionando os resultados apresentados nas Tabelas 8 e 10, as quais apresentam os valores dos parâmetros ajustados para o modelo NSPR, referentes aos períodos de inverno e verão, respectivamente, é possível perceber a influência da escolha das durações das estatísticas de cada combinação estatística, seus respectivos valores de parâmetros ajustados, assim como o impedimento desse ajuste.

Sendo assim, verificou-se que o modelo NSPR ajustou-se a um maior número de combinações estatísticas durante o período do verão (total de 62) do que quando comparado ao período do inverno (total de 47) (Tabelas 8 e 10).

A média foi a estatística que sempre foi representada pelo modelo NSPR, para o inverno e verão, mesmo nas combinações que não conseguiram ter seus parâmetros ajustados. Uma possível razão para este resultado pode estar relacionada com a constituição das combinações estatísticas neste estudo, as quais todas (total 18) foram constituídas com apenas uma duração (a menor estudada - 5min) para a média. Outros autores como Cowpertwait et

al. (1996), Damé (2001), Hanaish, Ibrahim e Jemain (2011), Yendra, Jemain e Hanaish (2018) e Manke (2020) também selecionaram apenas a duração menor para representar esta estatística (Tabelas 8 e 10).

O mesmo comportamento exibido pela média foi percebido para a variância, a qual também sempre foi representada em todas as combinações estatísticas. Entretanto não pode-se considerar a mesma razão da média para a variância, uma vez as combinações estatísticas em relação a variância assumiram diversas durações, variando de uma duração até quatro durações, assim como compreendeu valores de todas as durações estudadas (5 a 1440min) (Tabelas 8 e 10).

Também observou-se que nenhuma das combinações estatísticas analisadas para ambos os períodos, apresentou comportamento de não representar as estatísticas de ACR1 e PROBPS ao mesmo tempo. Em todas as combinações estatísticas foi unanimidade de que apenas uma ou outra das estatísticas citadas acima não foi representada (Tabelas 8 e 10).

Percebe-se que as durações que as combinações estatísticas que não conseguiram ter seus parâmetros ajustados não seguem necessariamente um padrão, para ambos períodos estudados, entretanto algumas considerações podem ser realizadas (Tabelas 8 e 10).

Em relação às combinações estatísticas do período do inverno que falharam no ajuste dos parâmetros (Tabela 8), a duração da média foi de 5min para todas elas - considerada como padrão para ambos períodos; a variância e a autocorrelação com *lag* 1 compreenderam todas durações estudadas 5, 10, 15, 20, 30, 60, 120, 360, 720 e 1440min (10 durações); e a probabilidade do período ser seco compreendeu as durações de 5, 10, 15, 20, 60, 360, 720 e 1440min (8 durações).

Em relação às combinações estatísticas do período do verão que falharam no ajuste dos parâmetros (Tabela 10), a duração da média foi de 5min para todas elas - considerada como padrão para ambos períodos; a variância compreendeu as durações de 15, 20, 30, 60, 120, 720 e 1440min (7 durações); a autocorrelação com *lag* 1 compreendeu as durações de 5, 15, 20, 30, 60, 120, 720 e 1440min (8 durações); e a probabilidade do período ser seco compreendeu as durações de 5, 10, 20, 60 e 720 (5 durações).

O total de durações pré-estabelecidas estudadas nesse estudo foram 10, compreendendo as durações de 5, 10, 15, 20, 30, 60, 120, 360, 720 e 1440min. Nesse sentido, o período do verão apresentou menores durações em relação ao do inverno.

Não é possível apontar qual foi a melhor combinação estatística em relação aos valores dos parâmetros ajustados (Tabelas 8 e 10). Esta tarefa será realizada após a simulação de todas as combinações que conseguiram ser ajustadas, com a aplicação da metodologia de seleção, que neste estudo é o valor do RMSE, em que os valores de RMSE referentes a todas as combinações estatísticas serão apresentados e discutidos.

Cowpertwait et al., (1996) ajustar os dados mensais de Manston (Inglaterra) ao modelo NSPR, utilizando estimadores referentes a Função de Autocorrelação com *lag* 1. Mesmo que a localidade analisada neste estudo (Pelotas - Brasil) seja completamente diferente da analisada por Cowpertwait et al., (1996) (Manston - Inglaterra), a magnitude dos parâmetros pode ser comparada.

Cowpertwait et al., (1996) apresentou apenas os resultados de parâmetros ajustados para dois meses de análise, sendo eles janeiro, que está incluído na estação de inverno, e julho, que está compreendido na estação verão. Em relação ao parâmetro λ (Δt^{-1}) o valor encontrado para janeiro foi de 0,0218 (Δt^{-1}) e de 0,00470 (Δt^{-1}) para julho; o parâmetro β (Δt^{-1}) apresentou o valor de 0,191 (Δt^{-1}) para o janeiro e de 0,225 (Δt^{-1}) para julho; o parâmetro η (Δt^{-1}) apresentou valor de 1,30 (Δt^{-1}) para janeiro e de 3,51 (Δt^{-1}) para julho; o parâmetro v apresentou valor de 4,55 para janeiro e de 19,0 para julho; e, o parâmetro ξ ($\text{mm } \Delta t^{-1}$) apresentou valor de 1,22 ($\text{mm } \Delta t^{-1}$) para janeiro e de 0,413 ($\text{mm } \Delta t^{-1}$) para julho.

Os resultados de Cowpertwait et al., (1996) podem ser comparados com os apresentados nas Tabelas 9 e 11, as quais apresentam as estatísticas (variância, covariância, desvio padrão, média, Máximo e mínimo) para cada parâmetro ajustado para o período do inverno e verão, respectivamente.

Comparando-se os valores médios das Tabelas 9 e 11 com o encontrado por Cowpertwait et al., (1996), em ambos estudos os parâmetros β (Δt^{-1}) e η (Δt^{-1}) apresentaram a mesma tendência de menores valores para o período do inverno, assim como os parâmetros λ (Δt^{-1}) e ξ ($\text{mm } \Delta t^{-1}$) apresentaram

menores valores para o período do verão. Apenas o parâmetro v não seguiu a mesma tendência, apresentando menores valores para o inverno em Cowpertwait et al., (1996) e menores valores para o verão neste estudo.

5.5 Simulação da chuva

A simulação da chuva foi realizada com os valores dos parâmetros ajustados pelo modelo NSPR referentes ao período do inverno e verão, apresentados nas Tabelas 8 e 10, respectivamente. As combinações estatísticas que não conseguiram ser ajustadas pelo modelo NSPR, as quais não tem valores de parâmetros apresentados nas Tabelas 8 e 10, não foram consideradas na simulação da chuva.

O erro relativo médio quadrático (RMSE) foi selecionado para indicar qual combinação estatística apresentou melhor desempenho na simulação da chuva, uma vez que permite quantificar o erro da estimativa, indicando se o modelo super ou subestima os valores históricos de precipitação. Dessa forma, o RMSE foi utilizado para selecionar a simulação com valor mais aproximado de zero para cada combinação estatística e período analisado neste estudo.

Para cada combinação estatística foram realizadas 1.000 simulações de chuva com o modelo NSPR através do Simulador de chuva versão 2.8.

A Tabela 12 apresenta apenas o valor de RMSE de uma simulação por combinação estatística, a qual foi selecionada através do RMSE, para o período do inverno. Vale destacar que os resultados referentes ao total de simulações (1000) realizadas também são importantes e serão apresentados na Tabela 16.

Tabela 12 - RMSE das simulações de chuva através do modelo NSPR para o inverno.

Menores RMSE - Inverno							
Combinação A - Inverno				Combinação J - Inverno			
A1	A2	A3*	A4	J1	J2*	J3*	J4*
101.316,90	2,2		374,6	6.177,80			
Combinação B - Inverno				Combinação K - Inverno			
B1	B2	B3	B4	K1	K2	K3	K4
1.412,00	7,6	NS	4,4	1232,1	20,5	NS	23,5
Combinação C - Inverno				Combinação L - Inverno			

C1 5.478,00	C2 3,5	C3*	C4 352,7	L1 8.977,70	L2*	L3*	L4*
Combinação D - Inverno				Combinação M - Inverno			
D1*	D2	D3*	D4 140,6	M1 NS	M2 1,6	M3 NS	M4 33,1
Combinação E - Inverno				Combinação N - Inverno			
E1 364,8	E2 328,6	E3 NS	E4 393	N1*	N2 33,1	N3*	N4*
Combinação F - Inverno				Combinação O - Inverno			
F1 21673188,8	F2 1,8	F3*	F4 331,8	O1*	O2 2.057,00	O3*	O4 2054,1
Combinação G - Inverno				Combinação P - Inverno			
G1*	G2	G3*	G4 370,1	P1 NS	P2 13,2	P3 NS	P4*
Combinação H - Inverno				Combinação Q - Inverno			
H1*	H2	H3*	H4 240,8	Q1 NS	Q2 770,1	Q3 NS	Q4 899,7
Combinação I - Inverno				Combinação R - Inverno			
I1*	I2*	I3*	I4*	R1 NS	R2 885,1	R3 NS	R4 1061,1

RMSE = Erro relativo médio quadrático; * = A combinação estatística não foi representada pelo modelo NSPR; NS - O modelo NSPR não simulou chuva com a combinação estatística.

Conforme abordado na discussão sobre a Tabela 12, referente ao período de inverno, as combinações assinaladas com asterisco (*) os espaços demarcados com , representam as combinações estatísticas que não foram representadas pelas estatísticas do modelo NSPR, as quais não conseguiram ter seus parâmetros ajustados ao modelo NSPR.

Entretanto, ao observar a Tabela 12 uma nova sigla é adicionada a este estudo - NS (não simulou) - a qual representa que o conjunto de parâmetros ajustados (λ , β , η , ν e ξ) não conseguiu simular a chuva através do modelo NSPR, na interface do Simulador de Chuva versão 2.8.

Sendo assim, percebe-se que não é qualquer valor de parâmetros que consegue realizar a simulação da chuva utilizando o modelo NSPR. Algumas considerações serão realizadas sobre as combinações estatísticas que conseguiram ajustar seus parâmetros entretanto o conjunto de parâmetros ajustado não conseguiu simular a chuva.

Observando-se a Tabela 12, no total foram analisadas 72 combinações estatísticas, apenas 7 delas (ou 9,72%) utilizadas no processo de simulação da chuva para o período do inverno mantiveram-se com valores de RMSE

inferiores a 10, variando entre 1,682 a 7,636, 5 combinações estatísticas (ou 6,94%) variaram entre 13,238 a 33,168, 14 combinações (ou 19,44%) tiveram seus valores de RMSE variando entre 105,4364 a 899,796, e 10 deles (ou 13,88%) apresentaram valores muito elevados de RMSE, variando entre 1061,159 a 21673188,841, tornando-se inaceitáveis para a análise futura dessas combinações estatísticas no presente estudo.

Como um dos objetivos neste estudo é analisar as combinações estatísticas que apresentaram menores valores de RMSE em suas respectivas simulações, a Tabela 13 apresenta de ordem crescente as mesmas e seus respectivos valores de RMSE.

Tabela 13 - Valores de RMSE menores que 10, encontrados para o período do inverno.

RMSE - Inverno	
RMSE<10	Combinação estatística
1,682	M2
1,806	F2
2,234	A2
2,580	G2
3,579	C2
4,414	B4
7,637	B2

RMSE = Erro relativo médio quadrático.

De acordo com a Tabela 13, observa-se que as combinações estatísticas que obtiveram menores valores de RMSE - e, conseqüentemente, melhores resultados - contemplam necessariamente as repetições 2 e 4 das combinações estatísticas, com restrições de ajuste de parâmetros elaboradas por esse estudo, em que esse processo baseou-se nos limites encontrados após a análise das 15 tormentas da série histórica de inverno de Pelotas.

Percebe-se que a repetição 2 obteve melhores resultados de RMSE quando comparada a repetição 4, a qual aparece apenas uma vez na Tabela 13. Esse resultado demonstra que a escolha dos pesos atribuídos a média (valor de 100) e para a variância (Var), autocorrelação com *lag* 1 (ACR1) e probabilidade do período ser seco (PROBPS) (valor de 1), descritos por Cowpertwait et al. (1996), juntamente com as restrições dos parâmetros desenvolvidos por este estudo, foi fortemente determinante no processo de simulação de chuva, em termos de RMSE.

Como este estudo também objetivou verificar se a constituição das combinações estatísticas, em se tratando da escolha das durações componentes, as combinações estatísticas que apresentam melhores valores de RMSE foram, em ordem crescente, M e F, variando entre 1,682 a 1,805, e A, G, C e B, que variaram entre 2,234 a 7,636.

A combinação estatística M2 foi a que obteve o menor valor de RMSE (1,682), observando-se a Tabela 1, a qual apresenta as durações utilizadas em cada combinação estatística, a combinação M2 tem a duração de 5min para a média - o que foi considerado como padrão para todas as combinações estatísticas estudadas - para a variância (var) considerou as durações de 20, 30, 60 e 120min, para autocorrelação com *lag* 1 (ACR1) considerou as durações de 5, 20, 30, 60 e 120min, e, para a probabilidade do período ser seco (PROBPS) considerou a duração de 60min.

A combinação estatística F foi a segunda melhor, o qual compreendeu as estatísticas na duração de 20min para a var, 5 e 20min para ACR1, e de 20min para a PROBPS (Tabela 1).

Os conjuntos A e G apresentaram valores de RMSE de 2,234 e 2,580, respectivamente (Tabela 13). As durações da combinação estatística A variaram de 5 a 15min, e as da combinação G, variaram entre 5 e 30min. A constituição da combinação estatística A, compreendeu para a var as durações de 10 e 15min, para a ACR1 as durações de 10 e 15min, e para a PROBPS a duração de 15min. A composição da combinação G compreendeu a var na duração de 30min, a ACR1 nas durações de 5 e 30min, e a PROBPS na duração de 10min.

Por fim, as combinações estatísticas C e B obtiveram maiores valores de RMSE (variando entre 3,579 a 7,636), quando comparados às combinações M, F, A e G (Tabela 13). As combinações C e B foram constituídas com as menores durações deste estudo (Tabela 1).

A combinação estatística C foi constituída pela var e ACR1 nas durações de 5 e 10min, e PROBPS na duração de 10min. Já a combinação B foi constituída pela var e ACR1 nas durações de 5 e 15min, e PROBPS na duração de 5min (Tabela 1).

Os resultados encontrados demonstram que a combinação estatística, para dar bons resultados em termos de RMSE na simulação de chuva, nem sempre precisa ser constituída por estatísticas de menores durações.

A diferença entre o maior e menor valor de RMSE apresentado na Tabela 13 é 5,954, valor considerado grande para fins de apontamento da melhor combinação estatística, quando comparado ao encontrado para o período do verão. Por esse motivo, serão selecionados as 2 melhores combinações estatísticas, que obtiveram os menores valores de RMSE, sendo elas a M2 e F2, para a etapa de comparação visual entre a série histórica e a simulada.

Como um dos objetivos neste estudo é analisar as combinações estatísticas que apresentaram menores valores de RMSE em suas respectivas simulações, a Tabela 14 apresenta de ordem crescente as mesmas e seus respectivos valores de RMSE para o período do verão. Vale destacar que os resultados referentes ao total de simulações (1000) realizadas também são importantes e serão apresentados na Tabela 17.

Tabela 14 - RMSE das simulações de chuva através do modelo NSPR para o verão.

Menores RMSE - Verão							
Combinação A - Verão				Combinação J - Verão			
A1	A2	A3	A4	J1	J2	J3	J4*
93.278,5	1	1600475,7	0,5	859.254,2	36,3	6,9	
Combinação B - Verão				Combinação K - Verão			
B1	B2	B3	B4	K1	K2	K3	K4
2.911,2	0,5	NS	0,5	1005586,7	23,8	NS	0,526
Combinação C - Verão				Combinação L - Verão			
C1	C2	C3	C4	L1	L2	L3	L4
3.039,1	2	3024,2	0,6	59,1	0,523	64,6	0,582
Combinação D - Verão				Combinação M - Verão			
D1*	D2	D3	D4	M1	M2	M3	M4
	2642,3	NS	2619,7	NS	0,523	NS	0,522
Combinação E - Verão				Combinação N - Verão			
E1	E2	E3	E4	N1*	N2	N3*	N4
1401,5	259,2	NS	2644,1		0,523		0,514
Combinação F - Verão				Combinação O - Verão			
F1	F2	F3	F4*	O1*	O2	O3*	O4
19978020,5	1,1	6614910			2.538,9		2660,3
Combinação G - Verão				Combinação P - Verão			
G1*	G2	G3	G4	P1	P2*	P3	P4*
	4,9	21257	1,3	NS		NS	
Combinação H - Verão				Combinação Q - Verão			
H1	H2	H3	H4	Q1	Q2	Q3	Q4
3080,3	2718	3074,6	1,2	NS	2488,1	NS	4,1

Combinação I - Verão				Combinação R - Verão			
I1	I2	I3	I4	R1	R2	R3	R4
326,2	0,5	339,8	0,5	NS	2479	NS	4,5

RMSE = Erro relativo médio quadrático; * = A combinação estatística não foi representada pelo modelo NSPR; NS - O modelo NSPR não simulou chuva com a combinação estatística.

Ao total foram analisadas 72 combinações estatísticas, apenas 13 delas (ou 18%) utilizadas no processo de simulação da chuva para o período do verão mantiveram-se com valores de RMSE inferiores a 1, 9 delas (ou 12,5%) apresentaram valores de RMSE variando entre 2,054 a 64,694, 3 delas (ou 4,16%) tiveram seus valores de RMSE oscilando entre 259,2 a 339,8 e 21 delas (ou 29,16%) apresentaram valores muito elevados de RMSE, variando entre 1401,5 a 19978020,5, tornando-se inaceitáveis para a análise futura dessas combinações estatísticas neste estudo (Tabela 14).

A Tabela 15 foi elaborada de modo a facilitar a compreensão de maiores informações acerca das combinações estatísticas que apresentaram valores de RMSE inferiores a 1. A Tabela 15 foi constituída na ordem crescente de RMSE e suas respectivas combinações estatísticas.

Tabela 15 - Valores de RMSE menores que 1 para o verão.

RMSE - Verão	
RMSE < 1	Combinação estatística
0,514	N4
0,522	M4
0,523	M2
0,523	L2
0,523	N2
0,525	I4
0,526	K4
0,528	I2
0,574	A4
0,580	B4
0,582	L4
0,583	B2
0,621	C4

RMSE = Erro relativo médio quadrático.

De acordo com a Tabela 15, verifica-se que as combinações estatísticas que obtiveram menores valores de RMSE, contemplam necessariamente as repetições 2 e 4 com restrições de ajuste de parâmetros elaboradas por este

estudo, em que esse processo baseou-se nos limites encontrados após a análise das 15 tormentas da série histórica.

Percebe-se também que a modificação descrita acima foi mais determinante do que a modificação nos valores dos pesos atribuídos a média (variando de 100 ou 80, para a repetição 2 e 4, respectivamente) e para a var, ACR1 e PROBPS (variando de 1 ou 20, para a repetição 2 e 4, respectivamente).

A Tabela 15 ainda aponta que a maioria das combinações estatísticas (8 das 13 apresentadas) são originárias da repetição 4, as quais foram elaboradas com valores dos pesos para a média de 80 e para a Var, ACR1 e PROBPS de 20, assim como as restrições para os parâmetros foram baseadas na análise de 15 tormentas oriundas da série de chuva histórica do verão.

Em contrapartida, 5 dos 13 conjuntos da Tabela 15 foram formulados com a repetição 2, compreendendo os pesos para a média o valor de 100 e para a Var, ACR1 e PROBPS o valor de 1, de acordo com o estudo de Cowpertwait et al. (1996), e as restrições para os parâmetros foram baseados na análise de 15 tormentas, elaboradas por esse estudo.

Como este estudo também objetivou analisar a constituição das combinações estatísticas, em se tratando das durações constituintes e seus valores de RMSE originados pela simulação da chuva, as combinações estatísticas que apresentam melhores valores de RMSE foram, em ordem crescente, N, M, L, I e K, os quais variaram entre 0,514 a 0,528, e A, B e C, que variaram entre 0,574 a 0,621.

As combinações estatísticas N, M, L, I e K são constituídas com durações maiores, conforme apresentado na Tabela 1. A combinação N abrangeu o intervalo das durações de 5 a 60min, e a combinação M abrangeu o intervalo de durações de 5 a 120min, sendo as combinações N e M muito semelhantes, distinguindo-se apenas na exclusão da duração de 120min da Var e ACR1 na combinação estatística N.

A terceira melhor combinação estatística, em termos de valores de RMSE, foi a L (Tabela 15), a qual abrangeu elevadas durações, a de 5min para a média, o que foi considerado como padrão para todas as combinações estatísticas estudadas, para a Var compreendeu as durações de 720 e 1440min, para a ACR1 compreendeu as durações de 5, 720 e 1440min, e para

a PROBPS, 1440min. A diferença dos valores de RMSE da combinação L2 (0,523) e N4 (0,514) é de 0,009, relativamente pequena, fato que pode ser determinante para indicar que combinações estatísticas constituídas por estatísticas de durações maiores também podem fornecer valores pequenos de RMSE nas simulações de chuva realizadas através do modelo NSPR.

A composição da combinação estatística I compreendeu as durações de 360 e 720min para a Var, as durações de 5, 360 e 720min para a ACR1, e a duração de 360min para a PROBPS.

Quando comparada à combinação I, a composição da combinação estatística K, compreendeu menores durações, sendo para a Var as durações de 120 e 360min, para ACR1 compreendeu as durações de 5, 120 e 360min, e para a PROBPS, 120min.

Por fim, as combinações estatísticas A, B e C, as quais obtiveram maiores valores de RMSE quando comparadas as combinações N, M, L, I e K, foram constituídas com as menores durações deste estudo, tendo para a Var, ACR1 e PROBPS as durações variando entre 5 e 15min.

A diferença entre o maior e menor valor de RMSE apresentado na Tabela 15 é 0,107, valor considerado pequeno para fins de apontamento da melhor combinação estatística. Por esse motivo, foram selecionadas as 2 melhores combinações estatísticas, que obtiveram os menores valores de RMSE, sendo elas a N4 e M4, para comparação visual entre a série histórica do verão e as simuladas.

Conforme abordado na revisão bibliográfica deste estudo, o período de verão no Rio Grande do Sul é caracterizado geralmente pela passagem de chuvas convectivas, em que nuvens do tipo cumulonimbus são formadas, resultando em fortes pancadas de chuvas, geralmente acompanhadas de trovões que podem durar uma ou poucas horas (TAVARES, 1981; BRITTO, BARLETTA e MENDONÇA, 2006). Em comparação com o período do inverno, o verão possui maior potencial de compreender as chuvas intensas, as quais são caracterizadas por altas lâminas de precipitação em poucos tempo.

O conhecimento das características referentes ao verão pode ter sido o principal motivo para os menores valores encontrados de RMSE para as simulações com as combinações estatísticas estudadas ter sido 1, fato que justifica o teto do range apresentado na Tabela 15.

Enquanto o menor valor de RMSE para o período do verão foi de 0,5142 (para o conjunto estatístico N4, apresentado na Tabela 15), para o inverno o menor valor encontrado foi de 1,6824 (para o conjunto estatístico M2) conforme observa-se na Tabela 13.

O conhecimento das características referentes ao inverno pode ter sido o principal motivo para os menores valores encontrados de RMSE para as simulações com as combinações estatísticas estudadas ter sido 10, fato que justifica o teto do range apresentado na Tabela 15.

O período de inverno no Rio Grande do Sul é caracterizado pela passagem de frentes frias, com a presença de chuvas frontais, as quais possuem baixa intensidade e altas durações, representando eventos chuvosos de longas durações (FORGIARINI; VENDRUSCOLO; RIZZI, 2013), não compreendendo as chuvas intensas, as quais são caracterizadas por altas lâminas de precipitação em poucos tempo.

5.6 Comportamento das séries simuladas

Esta etapa compreendeu a comparação visual das séries históricas e simuladas; cruzamento das propriedades estatísticas das séries históricas e simuladas; e, por fim, o comportamento dos eventos extremos Máximos das séries históricas e simuladas. Cowpertwait et al. (1996) também utilizaram essas técnicas de validação em seu estudo.

5.6.1 Estatísticas das séries simuladas

Conforme já foi apresentado, cada valor de conjunto de parâmetros de cada combinação estatística foi utilizado para a simulação de chuva através de 1000 simulações, no software desenvolvido especificamente para esta pesquisa "Simulador de Chuva 2.8". Como a metodologia para a seleção das melhores simulações ou as mais apropriadas fez-se pelo RMSE, até aqui as outras simulações não foram apresentadas, entretanto também são importantes para a discussão deste trabalho.

Desta forma, serão apresentadas as médias das estatísticas do modelo NSPR das 1000 simulações realizadas, correspondendo as médias: da média, do desvio padrão (Desv Pad), da covariância (Cov), da variância (Var) e da proporção de períodos secos (PPS).

A Tabela 16 apresenta os valores médios das 1000 simulações realizadas para o inverno.

Tabela 16 - Valores médios das estatísticas das 1000 simulações realizadas através do modelo NSPR para o período do inverno.

Estatísticas das 1000 simulações				
Combinação A - Inverno				
	A1	A2	A3*	A4
Média	21,5	0,019		2,1
Desv Pad	50,1	0,257		3,0
Cov	69,8	0,0008		0,088
Var	2510,9	0,066		9,1
PPS	0,7	0,991		0,457
Combinação B - Inverno				
	B1	B2	B3	B4
Média	2,0	0,233		0,232
Desv Pad	5,9	0,196		0,196
Cov	-0,010	0,0003	NS	0,0006
Var	34,9	0,038		0,038
PPS	0,878	0,124		0,130
Combinação C - Inverno				
	C1	C2	C3*	C4
Média	6,5	0,023		2,1
Desv Pad	11,6	0,318		2,9
Cov	0,141	0,0009		0,084
Var	136,1	0,101		8,5
PPS	0,692	0,991		0,438
Combinação D - Inverno				
	D1*	D2	D3*	D4
Média		0,703		0,912
Desv Pad		1,5		1,8
Cov		0,023		0,032
Var		2,5		3,4
PPS		0,750		0,697
Combinação E - Inverno				
	E1	E2	E3	E4
Média	0,789	1,6		1,8
Desv Pad	3,0	2,8		3,1
Cov	0,0015	0,081	NS	0,098
Var	9,0	8,0		9,6
PPS	0,932	0,620		0,5829
Combinação F - Inverno				
	F1	F2	F3*	F4
Média	270,1	0,018		2,0
Desv Pad	733,0	0,236		2,8
Cov	18191,3	0,0007		0,078
Var	537328,3	0,055		8,0
PPS	0,838	0,991		0,471
Combinação G - Inverno				
	G1*	G2	G3*	G4

Média		0,018		2,0
Desv Pad		0,278		3,0
Cov		0,0007		0,090
Var		0,077		9,0
PPS		0,993		0,501
Combinação H - Inverno				
	H1*	H2	H3	H4
Média		1,7		1,8
Desv Pad		2,3		2,4
Cov		0,039		0,042
Var		5,5		5,7
PPS		0,387		0,367
Combinação I - Inverno				
	I1*	I2*	I3*	I4*
Média				
Desv Pad				
Cov				
Var				
PPS				
Combinação J - Inverno				
	J1	J2*	J3*	J4*
Média	2,9			
Desv Pad	10,7			
Cov	70,5			
Var	115,3			
PPS	0,808			
Combinação K - Inverno				
	K1	K2	K3	K4
Média	1,2	0,156		0,177
Desv Pad	5,0	0,712		0,762
Cov	11,7	0,004	NS	0,005
Var	25,4	0,508		0,581
PPS	0,839	0,931		0,922
Combinação L - Inverno				
	L1	L2*	L3*	L4*
Média	3,6			
Desv Pad	12,9			
Cov	101,6			
Var	168,4			
PPS	0,796			
Combinação M - Inverno				
	M1	M2	M3	M4
Média		0,018		0,249
Desv Pad		0,229		0,900
Cov	NS	0,0005	NS	0,007
Var		0,052		0,811
PPS		0,990		0,892
Combinação N - Inverno				
	N1*	N2	N3*	N4*
Média		0,249		
Desv Pad		0,900		
Cov		0,007		
Var		0,811		
PPS		0,892		
Combinação O - Inverno				
	O1*	O2	O3*	O4
Média		1,9		2,0
Desv Pad		7,1		7,1

Cov		0,468		0,464
Var		51,5		51,0
PPS		0,895		0,887
Combinação P - Inverno				
	P1	P2	P3	P4*
Média		0,117		
Desv Pad		0,573		
Cov	NS	0,013	NS	
Var		0,328		
PPS		0,935		
Combinação Q - Inverno				
	Q1	Q2	Q3	Q4
Média		1,9		2,2
Desv Pad		4,3		4,7
Cov	NS	0,804	NS	0,933
Var		19,0		22,2
PPS		0,721		0,685
Combinação R - Inverno				
	R1	R2	R3	R4
Média		1,9		2,3
Desv Pad		4,6		5,1
Cov	NS	0,934	NS	1,1
Var		21,8		26,2
PPS		0,751		0,714

Desv Pad = Desvio padrão; Cov = Covariância; Var = Variância; PPS = Proporção de períodos secos; * = A combinação estatística não foi representada pelo modelo NSPR; NS = O modelo NSPR não simulou chuva com a combinação estatística.

Não verifica-se tendência de comportamento em geral para combinações estatísticas com constituições de durações mais parecidas entre si. Como pode-se observar na Tabela 16 em relação aos valores encontrados para as combinações estatísticas que compreendem a duração de 1440min (J, L e R). Nesse sentido verifica-se que os valores das combinações J e L são mais semelhantes do que os da combinação R, evidenciando comportamentos independentes.

O mesmo pode ser percebido observando-se os valores encontrados nas combinações estatísticas A, B e C, as quais apresentam as menores durações (de 5 a 15min). Inexiste similaridade entre seus resultados provavelmente pela constituição das restrições aplicadas aos parâmetros na etapa de ajuste (Tabela 16).

A Tabela 17 apresenta as médias das estatísticas do modelo NSPR das 1000 simulações realizadas, correspondendo as médias: da média, do desvio padrão (Desv Pad), da covariância (Cov), da variância (Var) e da proporção de períodos secos (PPS) para o período do verão.

Tabela 17 - Valores médios das estatísticas das 1000 simulações realizadas através do modelo NSPR para o período do verão.

Estatísticas das 1000 simulações				
Combinação A - Verão				
	A1	A2	A3	A4
Média	22,3	0,022	90,6	0,016
Desv Pad	77,7	0,302	321,1	0,222
Cov	128,7	0,001	2655,2	0,0004
Var	6043,9	0,091	103166,7	0,049
PPS	0,906	0,991	0,905	0,991
Combinação B - Verão				
	B1	B2	B3	B4
Média	3,8	0,016		0,016
Desv Pad	13,7	0,222		0,222
Cov	0,486	0,0004	NS	0,0004
Var	188,4	0,049		0,049
PPS	0,920	0,991		0,9917
Combinação C - Verão				
	C1	C2	C3	C4
Média	4,1	0,029	4,1	0,017
Desv Pad	14,0	0,396	13,9	0,233
Cov	0,007	0,001	0,044	0,0005
Var	196,2	0,157	195,3	0,054
PPS	0,916	0,991	0,915	0,991
Combinação D - Verão				
	D1*	D2	D3	D4
Média		0,995		0,996
Desv Pad		13,3		13,3
Cov		1,5	NS	1,5
Var		177,5		177,5
PPS		0,991		0,991
Combinação E - Verão				
	E1	E2	E3	E4
Média	2,3	0,997		0,997
Desv Pad	9,4	13,3		13,3
Cov	0,013	1,5	NS	1,5
Var	89,9	178,1		178,1
PPS	0,939	0,991		0,991
Combinação F - Verão				
	F1	F2	F3	F4*
Média	312,3	0,023	181,9	
Desv Pad	1134,4	0,308	652,5	
Cov	35650,8	0,001	11838,8	
Var	1287029,1	0,095	425820,0	
PPS	0,909	0,991	0,904	
Combinação G - Verão				
	G1*	G2	G3	G4
Média		0,044	17,1	0,024
Desv Pad		0,597	36,9	0,328
Cov		0,003	17,4	0,0009
Var		0,357	1.364,4	0,107
PPS		0,991	0,783	0,991
Combinação H - Verão				
	H1	H2	H3	H4
Média	5,8	1,0	5,7	0,023
Desv Pad	13,7	13,4	13,7	0,317
Cov	37,7	1,4	37,6	0,0009
Var	190,2	179,6	189,8	0,100
PPS	0,741	0,991	0,741	0,991

Combinação I - Verão				
	I1	I2	I3	I4
Média	1,003	0,016	1,045	0,016
Desv Pad	4,3	0,214	4,4	0,214
Cov	6,9	0,002	7,2	0,002
Var	18,5	0,046	19,3	0,045
PPS	0,867	0,990	0,862	0,990
Combinação J - Verão				
	J1	J2	J3	J4*
Média	52,4	0,122	0,185	
Desv Pad	215,1	1,58	0,560	
Cov	21456,4	0,114	0,000004	
Var	46308,8	2,5	0,313	
PPS	0,854	0,990	0,830	
Combinação K - Verão				
	K1	K2	K3	K4
Média	52,2	0,098		0,010
Desv Pad	251,2	1,2		0,142
Cov	10453,7	0,073	NS	0,0003
Var	63124,9	1,6		0,020
PPS	0,914	0,990		0,991
Combinação L - Verão				
	L1	L2	L3	L4
Média	0,501	0,016	0,581	0,016
Desv Pad	1,74	0,214	1,81	0,221
Cov	1,50	0,002	1,65	0,0004
Var	3,06	0,045	3,30	0,049
PPS	0,797	0,990	0,752	0,991
Combinação M - Verão				
	M1	M2	M3	M4
Média		0,010		0,010
Desv Pad		0,146		0,146
Cov	NS	0,0001	NS	0,0001
Var		0,021		0,021
PPS		0,991		0,991
Combinação N - Verão				
	N1*	N2	N3*	N4
Média		0,010		0,010
Desv Pad		0,146		0,151
Cov		0,0001		0,0002
Var		0,021		0,023
PPS		0,991		0,991
Combinação O - Verão				
	O1*	O2	O3*	O4
Média		0,964		0,998
Desv Pad		12,9		13,3
Cov		1,5		1,5
Var		166,6		177,9
PPS		0,991		0,991
Combinação P - Verão				
	P1	P2*	P3	P4*
Média				
Desv Pad				
Cov	NS		NS	
Var				
PPS				
Combinação Q - Verão				
	Q1	Q2	Q3	Q4
Média	NS	0,993	NS	0,042

Desv Pad		12,8		0,548
Cov		7,7		0,013
Var		164,4		0,300
PPS		0,990		0,990
	Combinação R - Verão			
	R1	R2	R3	R4
Média		0,997		0,044
Desv Pad		12,8		0,574
Cov	NS	7,3	NS	0,015
Var		166,1		0,330
PPS		0,990		0,990

Desv Pad = Desvio padrão; Cov = Covariância; Var = Variância; PPS = Proporção de períodos secos; * = A combinação estatística não foi representada pelo modelo NSPR; NS = O modelo NSPR não simulou chuva com a combinação estatística.

Da mesma forma do encontrado para o período do inverno (Tabela 16), observando-se a Tabela 17 não há tendência de comportamento em geral para combinações estatísticas com constituições de durações mais parecidas entre si. Como pode-se observar em relação aos valores encontrados para as combinações estatísticas que compreendem a duração de 1440min (J, L e R). Nesse sentido verifica-se que os valores das combinações J e L são mais semelhantes do que os da combinação R, evidenciando comportamentos independentes.

O mesmo pode ser percebido observando-se os valores encontrados nas combinações estatísticas A, B e C, as quais apresentam as menores durações (de 5 a 15min). Inexiste similaridade entre seus resultados provavelmente pela constituição das restrições aplicadas aos parâmetros na etapa de ajuste (Tabela 17).

5.6.2 Comparação entre as séries históricas e simuladas

Assim como Cowpertwait et al. (1996), o presente estudo realizou verificações de validação nas séries temporais simuladas, que incluem comparações visuais com séries históricas e comparações de propriedades estatísticas.

De forma a comparar as duas combinações estatísticas que apresentaram melhores valores de RMSE (tanto para o inverno como para o verão), com a série de chuva histórica de Pelotas, duas etapas foram

elaboradas. Primeiramente, as estatísticas das séries histórica e simulada foram comparadas, assim como a segunda etapa consiste na comparação dos valores de precipitação histórico e simulado de forma gráfica, nas durações de 1440 e 5min, para melhor visualização e interpretação dos resultados encontrados.

Primeiramente, serão apresentadas as comparações para o período do inverno, apresentando as duas melhores combinações estatísticas encontradas para este período, M2 e F2, respectivamente.

5.6.2.1 Comparações para o período do inverno

Para o inverno, as duas melhores combinações estatísticas, em termos de RMSE, foram selecionadas para a etapa de comparação visual entre a série histórica e a simulada, sendo elas a M2 e o F2, com diferença de valor de RMSE de 0,1232 entre elas.

Combinação estatística M2 - Inverno

Na simulação de chuva utilizando o modelo NSPR, a combinação estatística M2 apresentou o menor valor de RMSE para o inverno (1,682). A Tabela 18 apresenta os valores de estatística descritiva da série simulada M2, em todas as durações.

Tabela 18 - Estatísticas da série simulada pela combinação estatística M2, para o período do inverno.

Estatísticas	Série simulada M2 - Inverno									
	5min	10min	15min	20min	30min	1h	2h	6h	12h	24h
Média (mm)	0,018	0,035	0,053	0,070	0,105	0,211	0,422	1,265	2,530	5,061
Var (mm²)	0,049	0,099	0,148	0,198	0,298	0,598	1,204	3,664	7,221	14,514
ACR1	0,010	0,005	0,004	0,003	0,003	0,003	0,003	-0,016	0,003	0,038
PPS	0,991	0,982	0,973	0,965	0,948	0,899	0,809	0,534	0,284	0,078

Var = variância (mm²); ACR1 = Autocorrelação com lag 1; PPS = Proporção de períodos secos.

A Tabela 18 deve ser comparada com a Tabela 2, a qual apresenta os valores das estatísticas da série temporal histórica para o período do inverno

na cidade de Pelotas. Para melhor interpretação e visualização dos resultados, os dados apresentados nas Tabelas 18 e 2 originaram as Figuras 5, 6, 7 e 8, as quais representam as comparações da média, variância (Var), autocorrelação com *lag* 1 (ACR1) e proporção de períodos secos (PPS), respectivamente.

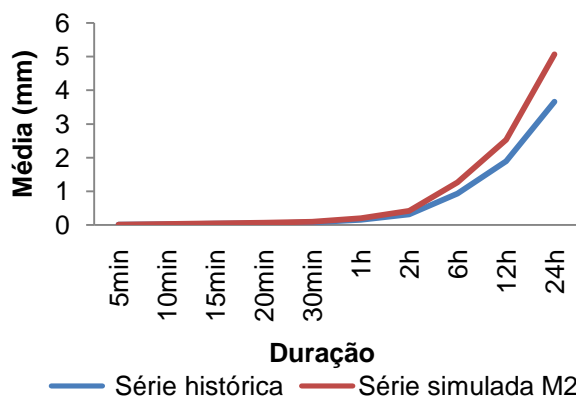


Figura 5 - Média das séries histórica e simulada M2 para o inverno.

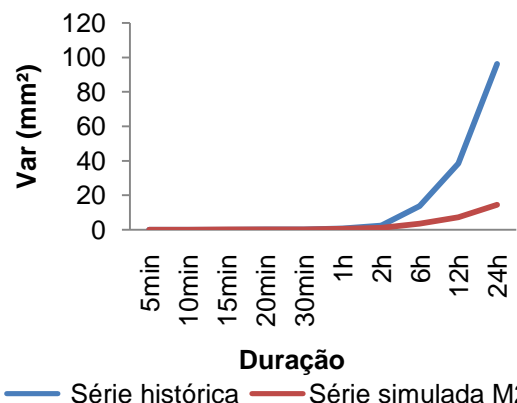


Figura 6 - Variância das séries histórica e simulada M2 para o inverno.

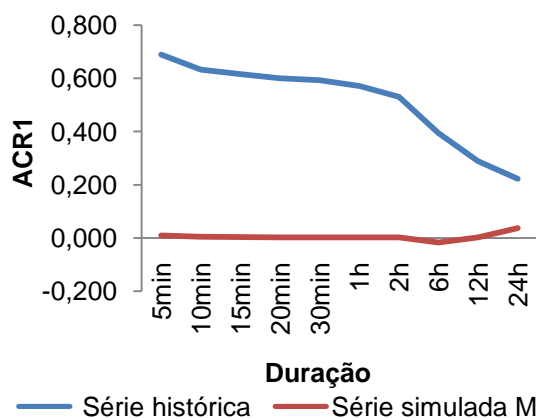


Figura 7 - Autocorrelação com *lag* 1 das séries histórica e simulada M2 para o inverno.

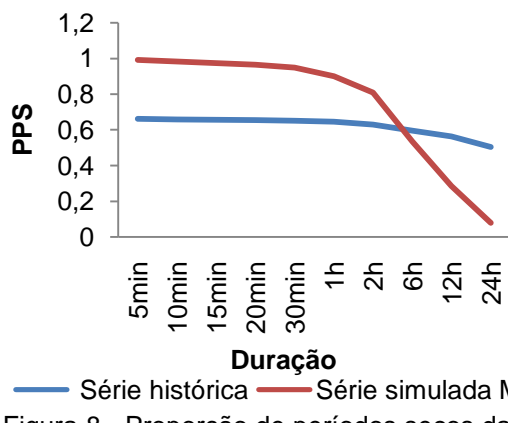


Figura 8 - Proporção de períodos secos das séries histórica e simulada M2 para o inverno.

Observando-se a Figura 5, a média é a estatística que as séries histórica e a simulada M2 mais se assemelham, o modelo NSPR representou a média histórica para a série simulada M2 até a série com duração de 2h, a partir da duração de 6h, ele superestimou a média da série simulada.

Em relação a Figura 6 percebe-se que o modelo NSPR subestimou a variância da série simulada M2 a partir da série com duração de 2h.

Analisando a Figura 7, a estatística da série simulada M2 que mais distinguiu-se da série histórica do inverno, não acompanhando o seu comportamento, foi a Autocorrelação com *lag* 1 (ACR1). O modelo NSPR

subestimou a ACR1 da série simulada M2, apresentando significativa diferença entre os valores. A média da ACR1 entre todas as durações analisadas (5, 10, 15, 20, 30min, 1, 2, 6, 12 e 24h) para a série simulada M2 foi de 0,006 (Tabela 18), e para a série histórica do inverno esse valor foi de 0,513 (Tabela 2).

Observando-se a Figura 8, em relação a proporção de períodos secos (PPS) percebe-se que a série simulada M2 superestima a série histórica do inverno até a duração de 2h, e a partir da duração de 6h, a PPS é subestimada.

Sendo assim, para a combinação estatística M2, referente ao período do inverno, o modelo NSPR foi capaz de representar em parte a média e a Var, entretanto foi incapaz de representar a ACR1 e PPS da série histórica com a série simulada M2.

Mesmo o RMSE da série M2 sendo pequeno, esse não foi requisito para modelo NSPR representar satisfatoriamente as estatísticas discutidas na Tabela 18 e nas Figuras 5, 6, 7 e 8.

A segunda etapa consiste na comparação dos valores de precipitação histórica do inverno de Pelotas e os simulados pela combinação estatística M2, através da comparação gráfica em diferentes durações estudadas.

A Figura 9 apresenta toda a extensão das séries histórica e simulada através da combinação estatística M2, com ambas as séries temporais na duração de 1440min, ou seja, é apresentado o acumulado de precipitação para o período de 24h.

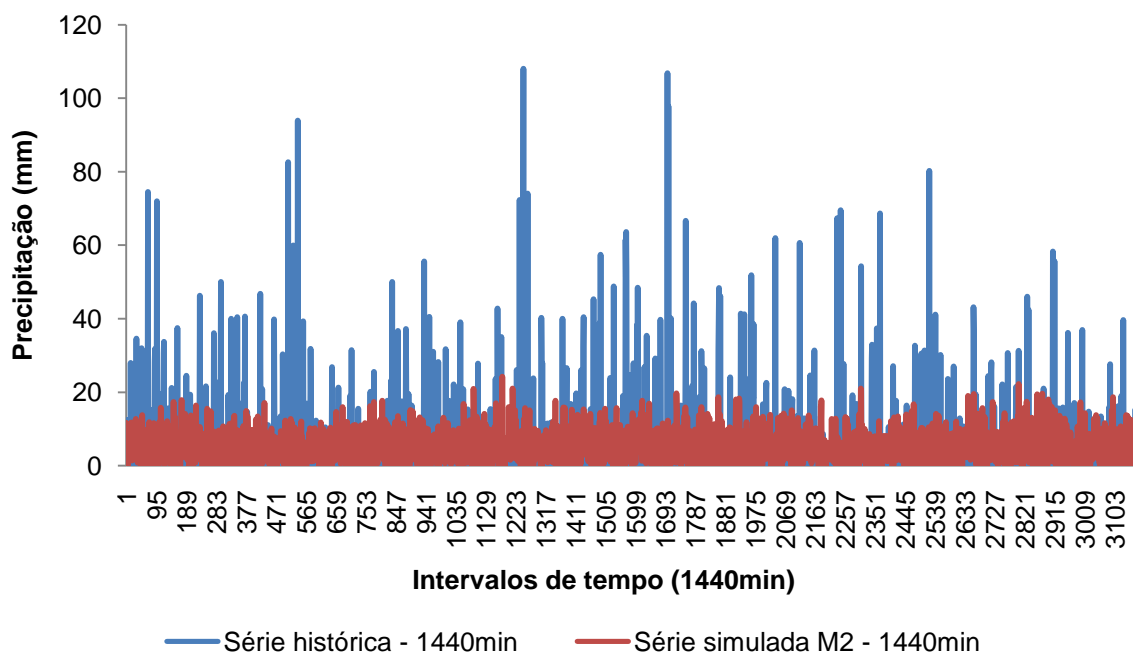


Figura 9 - Séries histórica do inverno e simulada pela combinação estatística M2, na duração de 1440min.

Observando-se a Figura 9, percebe-se que a série simulada M2 subestima os valores de precipitação histórica de Pelotas, para o inverno. Porém, como trata-se de valores acumulados de precipitação em 24h, não é possível observar os detalhes do comportamento de cada série, por isso, essa comparação também será realizada com os dados na escala temporal de 5min.

Combinação estatística F2 - Inverno

Na simulação de chuva utilizando o modelo NSPR, a combinação estatística F2 apresentou o segundo menor valor de RMSE para o inverno (1,805). A Tabela 19 apresenta os valores de estatística descritiva da série simulada F2, em todas as durações.

Tabela 19 - Estatísticas da série simulada pela combinação estatística F2, para o período do inverno.

Estatísticas	Série simulada F2 - Inverno									
	5min	10min	15min	20min	30min	1h	2h	6h	12h	24h
Média (mm)	0,017	0,035	0,052	0,069	0,104	0,208	0,416	1,248	2,497	4,993
Var (mm ²)	0,052	0,105	0,158	0,212	0,318	0,636	1,270	3,816	7,606	15,751
ACR1	0,012	0,008	0,005	0,004	0,004	0,002	0,003	-0,002	0,008	-0,034
PPS	0,991	0,983	0,975	0,967	0,952	0,906	0,822	0,556	0,309	0,001

Var = Variância (mm²); ACR1 = Autocorrelação com lag 1; PPS = Proporção de períodos secos.

A Tabela 19 deve ser comparada com a Tabela 2, a qual apresenta os valores das estatísticas da série temporal histórica para o período do inverno na cidade de Pelotas. Para melhor interpretação e visualização dos resultados, os dados apresentados nas Tabelas 4 e 20 originaram as Figuras 10, 11, 12 e 13, as quais representam as comparações da média, Var, ACR1 e PPS, respectivamente.

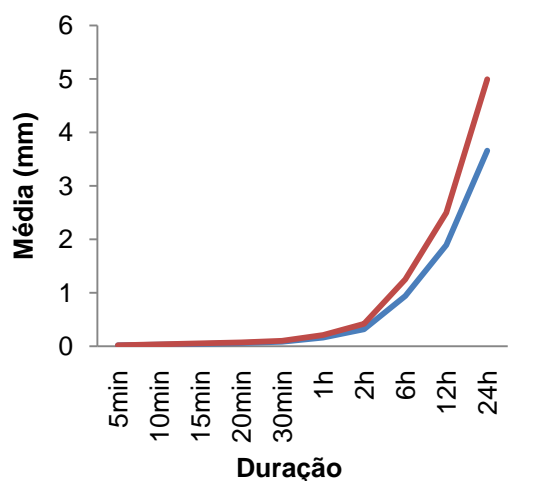


Figura 10 - Média das séries histórica e simulada F2 para o inverno.

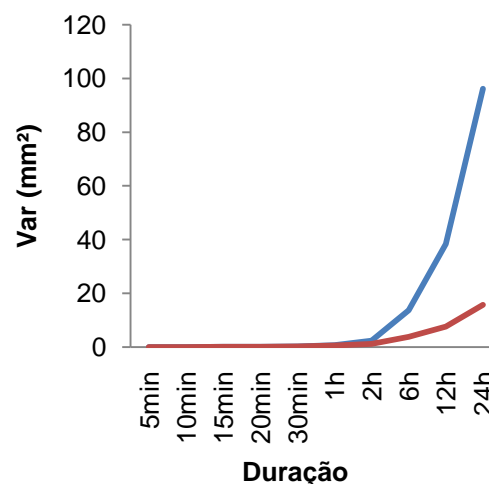


Figura 11 - Variância das séries histórica e simulada F2 para o inverno.

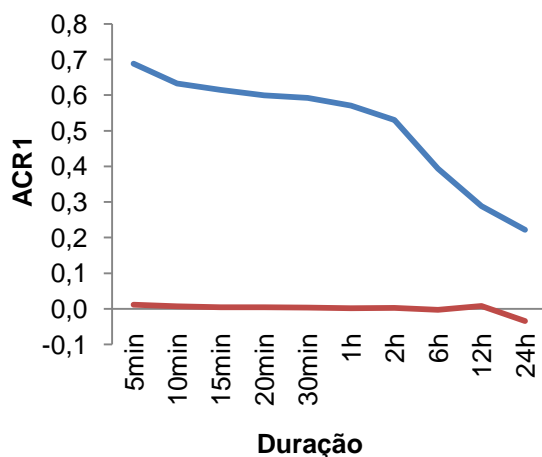


Figura 12 - Autocorrelação com lag 1 das

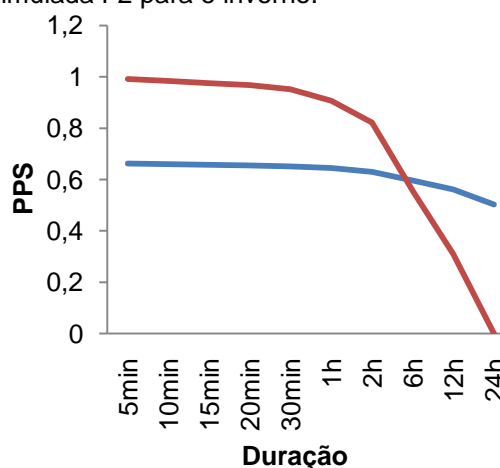


Figura 13 - Proporção de períodos secos das

séries histórica e simulada F2 para o inverno. séries histórica e simulada F2 para o inverno.

Observando-se a Figura 10, a média é a estatística que as séries histórica e a simulada F2 mais se assemelham, o modelo NSPR representou a média histórica para a série simulada F2 até a série com duração de 1h, a partir da duração de 2h, ele superestimou a média da série simulada em relação à série histórica.

Em relação a Figura 11 percebe-se que o modelo NSPR representou a variância até a duração da série de 2h, a partir da duração de 6h, o modelo NSPR subestimou a variância da série simulada F2.

Analisando a Figura 12, a estatística da série simulada F2 que mais distinguiu-se da série histórica do inverno, não acompanhando o seu comportamento, foi a Autocorrelação com *lag* 1 (ACR1). O modelo NSPR subestimou a ACR1 da série simulada F2, apresentando significativa diferença entre os valores. A média da ACR1 entre todas as durações analisadas (5, 10, 15, 20, 30min, 1, 2, 6, 12 e 24h) para a série simulada F2 foi de 0,001 (Tabela 19), e para a série histórica do inverno esse valor foi de 0,513 (Tabela 2).

Observando-se a Figura 13, em relação a proporção de períodos secos (PPS) percebe-se que a série simulada F2 superestima a série histórica do inverno até a duração de 2h, e a partir da duração de 12h, a PPS é subestimada.

Sendo assim, para a combinação estatística F2, referente ao período do inverno, o modelo NSPR foi capaz de representar em parte a média e a Var, entretanto foi incapaz de representar a ACR1 e PPS da série histórica com a série simulada F2.

Mesmo o RMSE da série F2 sendo pequeno, esse não foi requisito para o modelo NSPR representar satisfatoriamente as estatísticas discutidas na Tabela 19 e nas Figuras 10, 11, 12 e 13.

A segunda etapa consiste na comparação dos valores de precipitação histórica do inverno de Pelotas e os simulados pela combinação estatística F2, através da comparação gráfica em diferentes durações estudadas.

A Figura 14 apresenta toda a extensão das séries histórica e simulada através da combinação estatística F2, com ambas as séries temporais na

duração de 1440min, ou seja, é apresentado o acumulado de precipitação para o período de 24h.

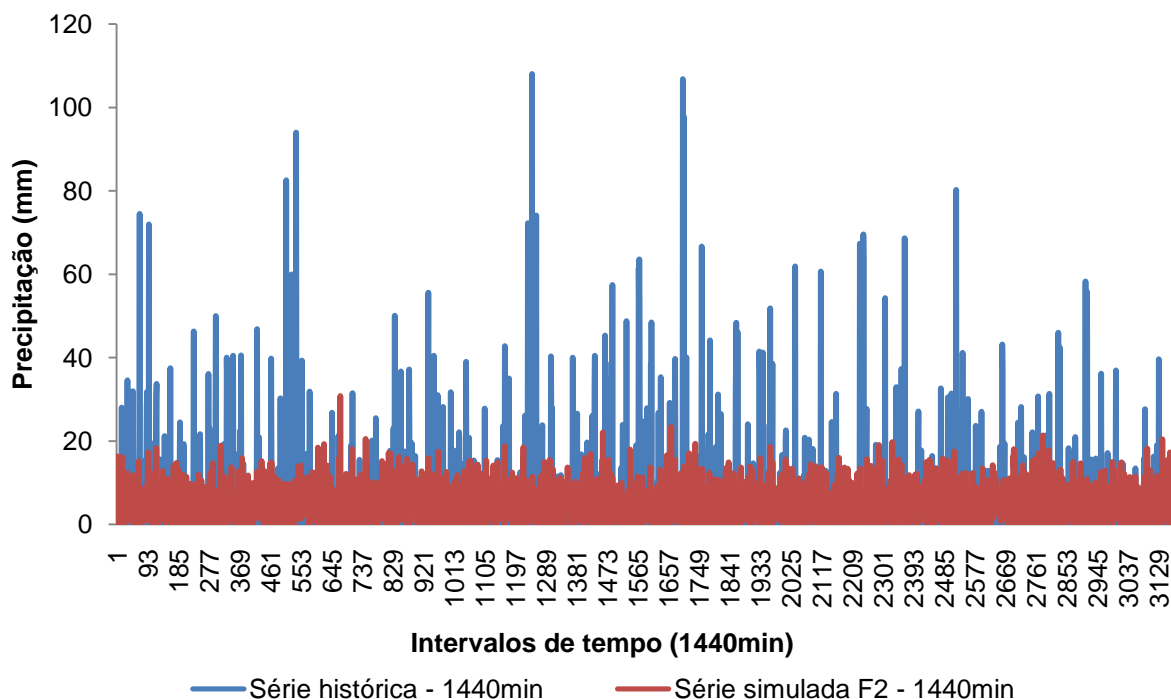


Figura 14 - Comparação entre as séries histórica e simulada pela combinação estatística F2, na duração de 1440min, para o inverno.

Observando-se a Figura 14, percebe-se que a série simulada F2 subestima os valores de precipitação histórica de Pelotas, para o inverno. Porém, como trata-se de valores acumulados de precipitação em 24h, não é possível observar os detalhes do comportamento de cada série, por isso, essa comparação também será realizada com os dados na escala temporal de 5min.

Após a discussão dos resultados referentes às séries simuladas do inverno M2 e F2 em relação à série histórica do inverno, algumas considerações podem ser realizadas. Ambas combinações estatísticas, ao serem utilizadas na simulação da chuva, apresentaram praticamente a mesma capacidade de representação das estatísticas de média e variância, assim como a mesma incapacidade de preservar as estatísticas de ACR1 e PPS da série histórica do inverno, mostrando-se incapazes de representar a série histórica do inverno da cidade de Pelotas.

É possível que exista uma tendência de ocorrer grandes erros de amostragem devido ao grande número de lâminas de chuva de 0mm utilizando

a metodologia de Função de Autocorrelação com *lag* 1 para estimativa dos parâmetros do modelo NSPR (COWPERTWAIT et al., 1996), fato que pode ter refletido na incapacidade do modelo NSPR representar a ACR1 nas séries simuladas para o período do inverno.

A incapacidade do modelo NSPR em representar a PPS da série histórica através das séries simuladas para o inverno é preocupante, uma vez que essa característica é importante no processo de transformação chuva-vazão, uma vez que a entrada é a precipitação e a saída o escoamento (RODRIGUEZ-ITURBE, COX e ISHAM, 1987).

Também percebeu-se que essas combinações estatísticas subestimaram os valores precipitados da série histórica do inverno, assim como subestimaram seu valor Máximo de precipitação, assim como seus valores Máximos precipitados simulados são encontrados em períodos secos da série histórica, não correspondendo com a realidade da precipitação da cidade de Pelotas.

Para o inverno as combinações M2 e F2 apresentam o mesmo requisito quanto aos valores de peso e restrições, sendo 100 para a média e 1 para as demais estatísticas e as restrições desenvolvidas a partir da análise de 15 tormentas da série histórica de inverno.

5.6.2.2 Comparações para o período do verão

Neste item serão apresentadas as comparações para o período do verão com as duas melhores combinações estatísticas encontradas para este período, em relação aos menores valores de RMSE, sendo elas a N4 e M4, com diferença de valores de RMSE de 0,0083 entre eles.

Combinação estatística N4 - Verão

Na simulação de chuva utilizando o modelo NSPR, a combinação estatística N4 apresentou o menor valor de RMSE para o verão (0,514). A Tabela 20 apresenta os valores de estatística da série simulada com a combinação estatística N4, em todas as durações analisadas.

Tabela 20 - Estatísticas da série simulada pela combinação estatística N4, para o período do verão.

Estatísticas	Série simulada N4 - Verão									
	5min	10min	15min	20min	30min	1h	2h	6h	12h	24h
Média (mm)	0,011	0,022	0,034	0,045	0,067	0,134	0,269	0,807	1,613	3,227
Var (mm²)	0,025	0,050	0,075	0,101	0,151	0,306	0,610	1,808	3,675	7,495
ACR1	0,008	0,004	0,004	0,006	0,006	-0,001	0,005	0,021	0,020	-0,003
PPS	0,991	0,983	0,975	0,967	0,951	0,906	0,821	0,551	0,305	0,100

Var = Variância (mm²); ACR1 = Autocorrelação com lag 1; PPS = Proporção de períodos secos.

A Tabela 20 deve ser comparada com a Tabela 3, a qual apresenta os valores das estatísticas da série temporal histórica para o período do verão na cidade de Pelotas. Para melhor interpretação e visualização dos resultados, os dados apresentados nas Tabelas 3 e 20 originaram as Figuras 15, 16, 17 e 18, as quais representam as comparações da média, Var, ACR1 e PPS, respectivamente.

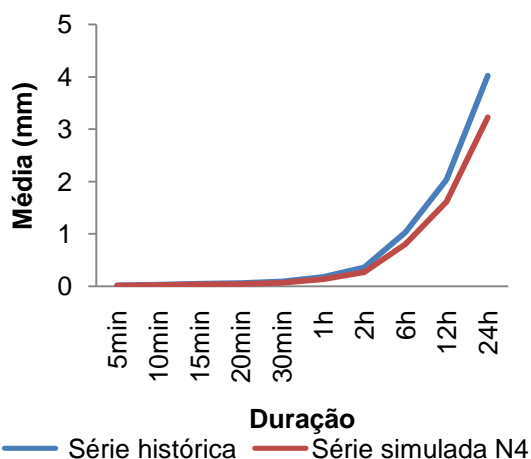


Figura 15 - Média das séries histórica e simulada N4 para o verão.

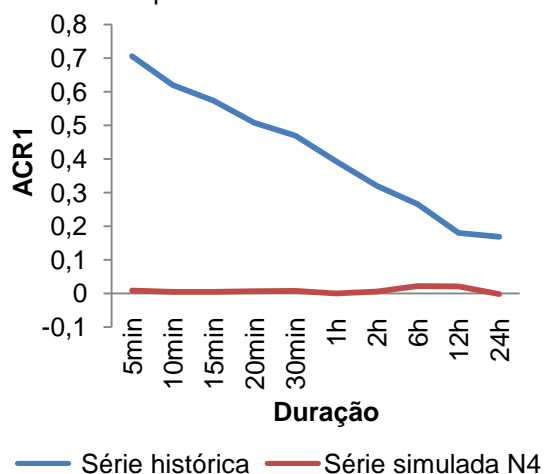


Figura 17 - Autocorrelação com lag 1 das séries histórica e simulada N4 para o verão.

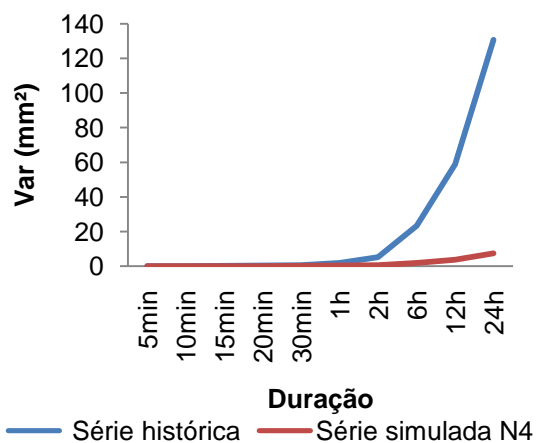


Figura 16 - Variância das séries histórica e simulada N4 para o verão.

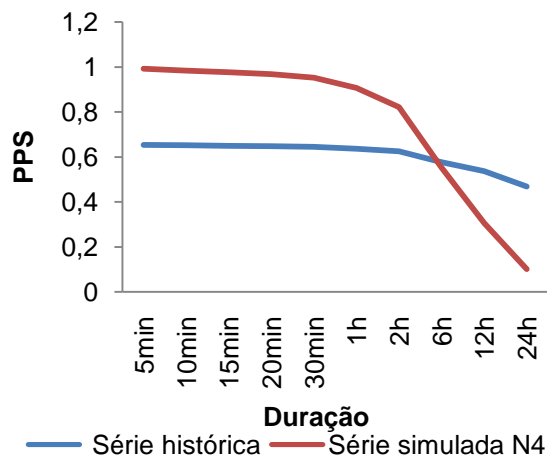


Figura 18 - Proporção de períodos secos das séries histórica e simulada N4 para o verão.

Observando-se a Figura 15, a média é a estatística em que as séries histórica do verão e a simulada N4 mais se assemelham, o modelo NSPR representou a média histórica para a série simulada N4 até a série com duração de 2h, a partir da duração de 6h, ele subestimou a média da série simulada em relação à série histórica.

Em relação a Figura 16 percebe-se que o modelo NSPR representou a variância até a duração da série de 2h na série simulada N4, a partir da duração de 6h o modelo NSPR subestimou a variância da série histórica do verão.

Analisando a Figura 17, a estatística da série simulada N4 que mais distinguiu-se da série histórica do verão, não acompanhando o seu comportamento, foi a Autocorrelação com *lag* 1 (ACR1). O modelo NSPR subestimou a ACR1 da série simulada N4, apresentando significativa diferença entre os valores. A média da ACR1 entre todas as durações analisadas (5, 10, 15, 20, 30min, 1, 2, 6, 12 e 24h) para a série simulada N4 foi de 0,007 (Tabela 20), e para a série histórica do verão esse valor foi de 0,420 (Tabela 3).

Observando-se a Figura 18, em relação a proporção de períodos secos (PPS) percebe-se que a série simulada N4 superestima a série histórica do verão até a duração de 2h, e a partir da duração de 12h, a PPS é subestimada. Nesse sentido, a variância da PPS da série simulada N4 considerando todas as durações analisadas, foi de 0,104 (Tabela 20) e a variância da PPS da série histórica de verão foi de 0,035 (Tabela 3). A incapacidade do modelo NSPR em representar a PPS da série histórica através da série simulada N4 é preocupante, uma vez que essa característica é importante no processo de transformação chuva-vazão.

Sendo assim, para a combinação estatística N4, referente ao período do verão, o modelo NSPR foi capaz de representar em parte a média, entretanto foi incapaz de representar a Var, ACR1 e PPS da série histórica com a série simulada N4.

Mesmo o RMSE da série N4 sendo pequeno, esse não foi requisito para o modelo NSPR representar satisfatoriamente as estatísticas discutidas na Tabela 20 e nas Figuras 15, 16, 17 e 18.

A segunda etapa consiste na comparação dos valores de precipitação histórica do verão de Pelotas e os simulados pela combinação estatística N4, através da comparação gráfica em diferentes durações estudadas.

A Figura 19 apresenta toda a extensão das séries histórica e simulada através da combinação estatística N4, com ambas as séries temporais na duração de 1440min, ou seja, é apresentado o acumulado de precipitação para o período de 24h.

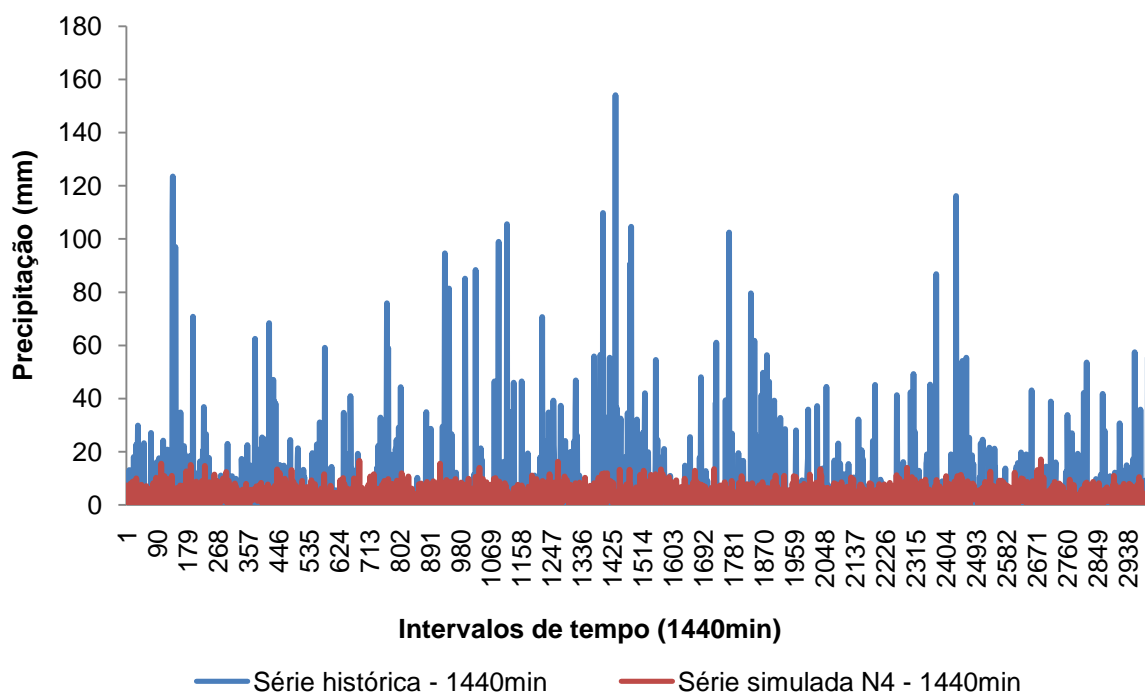


Figura 19 - Comparação entre as séries histórica e simulada pela combinação estatística N4, na duração de 1440min, para o verão.

Observando-se a Figura 19, percebe-se que a série simulada pela combinação estatística N4 subestima os valores de precipitação histórica de Pelotas para o verão. Porém, como trata-se de valores acumulados de precipitação em 24h, não é possível observar os detalhes do comportamento de cada série, por isso, essa comparação também será realizada com os dados na escala temporal de 5min.

Combinação estatística M4 - Verão

Na simulação de chuva utilizando o modelo NSPR, a combinação estatística M4 apresentou o segundo menor valor de RMSE para o verão

(0,522). A Tabela 21 apresenta os valores de estatística da série simulada M4, em todas as durações analisadas.

Tabela 21 - Estatísticas da série simulada pela combinação estatística M4, para o período do verão.

Estatísticas	Série simulada M4 - Verão									
	5min	10min	15min	20min	30min	1h	2h	6h	12h	24h
Média (mm)	0,011	0,021	0,032	0,043	0,064	0,128	0,255	0,765	1,531	3,061
Var (mm²)	0,023	0,047	0,070	0,094	0,141	0,283	0,564	1,674	3,390	6,650
ACR1	0,010	0,005	0,003	0,004	0,001	-0,003	-0,003	0,003	-0,007	0,016
PPS	0,992	0,984	0,976	0,968	0,952	0,907	0,823	0,556	0,311	0,098

Var = Variância (mm²); ACR1 = Autocorrelação com *lag* 1; PPS = Proporção de períodos secos.

A Tabela 21 deve ser comparada com a Tabela 3, a qual apresenta os valores das estatísticas da série temporal histórica para o período do verão na cidade de Pelotas. Para melhor interpretação e visualização dos resultados, os dados apresentados nas Tabelas 3 e 21 originaram as Figuras 20, 21, 22 e 23, as quais representam as comparações da média, Var, ACR1 e PPS, respectivamente.

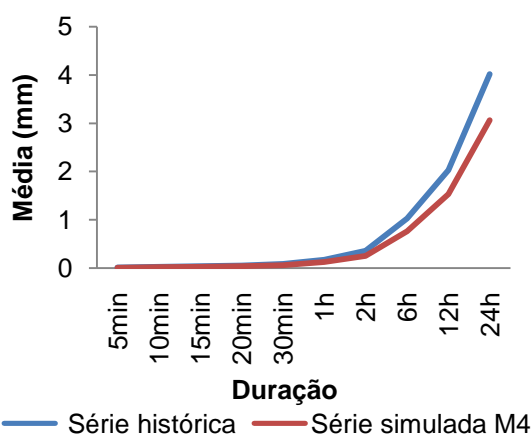


Figura 20 - Média das séries histórica e simulada M4 para o verão.

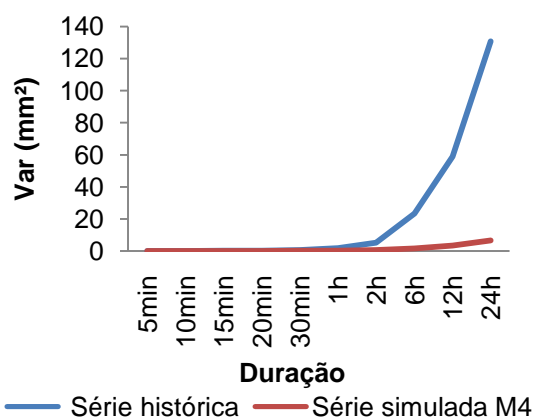


Figura 21 - Variância das séries histórica e simulada M4 para o verão.

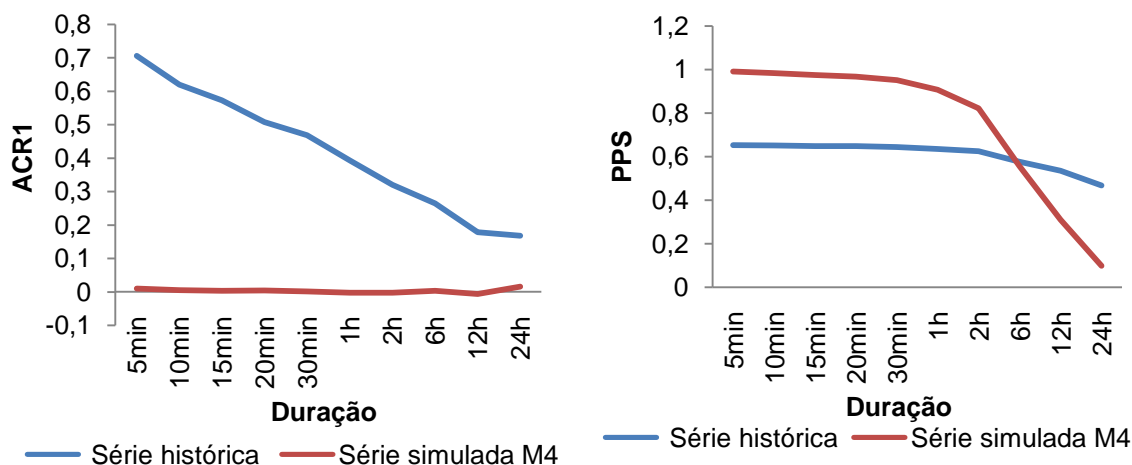


Figura 22 - Autocorrelação com *lag* 1 das séries histórica e simulada M4 para o verão.

Figura 23 - Proporção de períodos secos das séries histórica e simulada M4 para o verão.

Observando-se a Figura 20, a média é a estatística em que as séries histórica do verão e a simulada M4 mais se assemelham, o modelo NSPR representou a média histórica para a série simulada M4 até a série de duração de 2h, a partir da duração de 6h, ele subestimou a média da série simulada em relação à série histórica.

Em relação a Figura 21 percebe-se que o modelo NSPR representou a variância até a duração da série de 2h na série simulada M4, a partir da duração de 6h o modelo NSPR subestimou a variância da série histórica do verão.

Analisando a Figura 22, a estatística da série simulada M4 que mais distinguiu-se da série histórica do verão, não acompanhando o seu comportamento, foi a Autocorrelação com *lag* 1 (ACR1). O modelo NSPR subestimou a ACR1 da série simulada M4, apresentando significativa diferença entre os valores. A média da ACR1 entre todas as durações analisadas (5, 10, 15, 20, 30min, 1, 2, 6, 12 e 24h) para a série simulada M4 foi de 0,003 (Tabela 21), e para a série histórica do verão esse valor foi de 0,420 (Tabela 3).

Observando-se a Figura 23, em relação a proporção de períodos secos (PPS) percebe-se que a série simulada M4 superestima a série histórica do verão até a duração de 2h, e a partir da duração de 12h a tendência torna-se contrária, em que a PPS é subestimada. Nesse sentido, a variância da PPS da série simulada M4 considerando todas as durações analisadas, foi de 0,104 (Tabela 21) e a variância da PPS da série histórica de verão foi de 0,035

(Tabela 3). A incapacidade do modelo NSPR em representar a PPS da série histórica através da série simulada M4 é preocupante, uma vez que essa característica é importante no processo de transformação chuva-vazão.

Sendo assim, para a combinação estatística M4, referente ao período do verão, o modelo NSPR foi capaz de representar em parte a média, entretanto foi incapaz de representar a Var, ACR1 e PPS da série histórica com a série simulada M4.

Mesmo o RMSE da série M4 sendo pequeno, esse não foi requisito imutável para modelo NSPR representar satisfatoriamente as estatísticas discutidas na Tabela 21 e nas Figuras 20, 21, 22 e 23.

A segunda etapa consiste na comparação dos valores de precipitação histórica do verão de Pelotas e os simulados pela combinação estatística M4, através da comparação gráfica em diferentes durações estudadas.

A Figura 24 apresenta toda a extensão das séries histórica e simulada através da combinação estatística M4, com ambas as séries temporais na duração de 1440min, ou seja, é apresentado o acumulado de precipitação para o período de 24h.

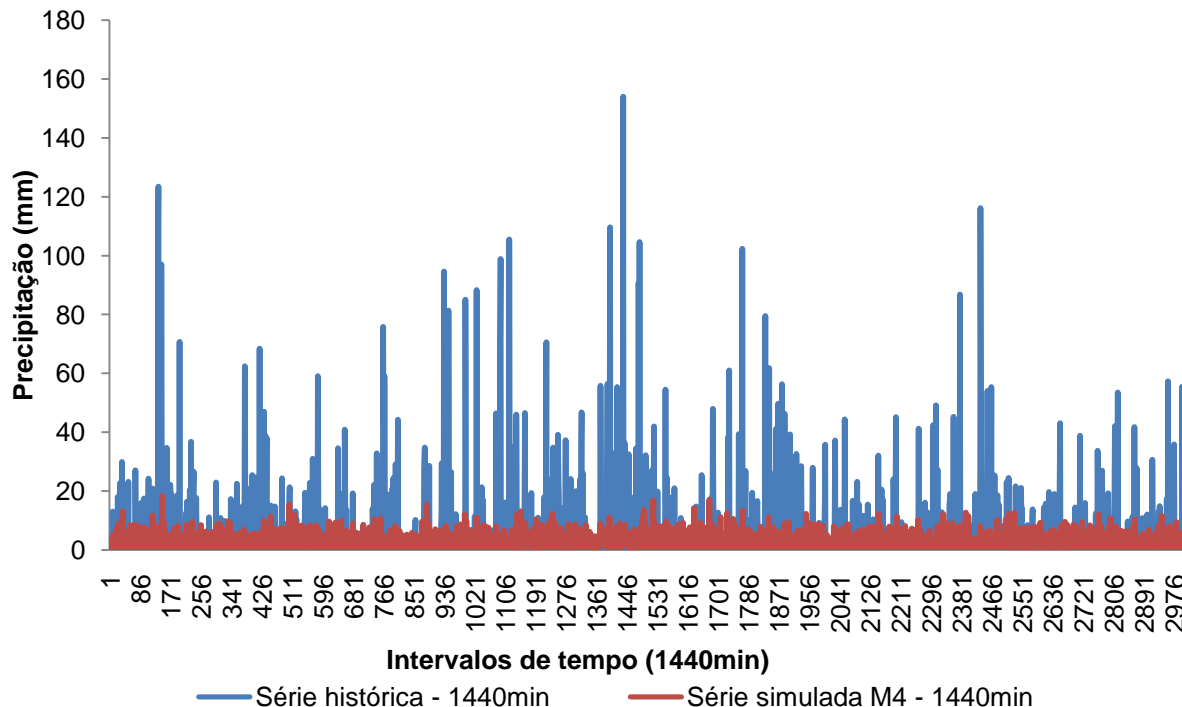


Figura 24 - Comparação entre as séries histórica e simulada pela combinação estatística M4, na duração de 1440min, para o verão.

Observando-se a Figura 24, percebe-se que a série simulada pela combinação estatística M4 subestima os valores de precipitação histórica de Pelotas para o verão. Porém, como trata-se de valores acumulados de precipitação em 24h, não é possível observar os detalhes do comportamento de cada série, por isso, essa comparação também será realizada com os dados na escala temporal de 5min.

Após a apresentação e discussão dos resultados referentes às séries simuladas do verão M4 e N4 em relação à série histórica do verão, algumas considerações podem ser realizadas. Ambas combinações estatísticas, ao serem utilizadas na simulação da chuva, apresentaram praticamente a mesma capacidade de representação das estatísticas de média, assim como a mesma incapacidade de preservar as estatísticas da Var, ACR1 e PPS da série histórica do verão, mostrando-se incapazes de representar a série histórica do verão da cidade de Pelotas.

Durante o verão as combinações N4 e M4 apresentam o mesmo requisito quanto aos valores de peso e restrições, sendo 80 para a média e 20 para as demais estatísticas e as restrições desenvolvidas a partir da análise de 15 tormentas da série histórica de verão.

Após a realização das comparações e discussão dos resultados sobre os períodos do inverno e verão, respectivamente, algumas considerações podem ser realizadas.

Para o inverno as combinações M2 e F2 apresentam o mesmo requisito quanto aos valores de peso e restrições, sendo 100 para a média e 1 para as demais estatísticas e as restrições desenvolvidas a partir da análise de 15 tormentas da série histórica de inverno. Durante o verão as combinações N4 e M4 apresentam o mesmo requisito quanto aos valores de peso e restrições, sendo 80 para a média e 20 para as demais estatísticas e as restrições desenvolvidas a partir da análise de 15 tormentas da série histórica de verão.

O modelo NSPR não foi capaz de representar principalmente as características estatísticas das séries históricas referentes a autocorrelação com *lag* 1 e proporção de períodos secos. O modelo representou melhor a média em ambos períodos, no inverno ele superestimou a média para durações maiores que 2h, e no verão ele subestimou a partir da mesma duração. A média foi representada nas durações de 5min até 120min (2h).

Dentre todas as propriedades estatísticas (média, var, ACR1 e PPS) o modelo NSPR representou melhor a média. Neste estudo ela também foi priorizada, enquanto as outras estatísticas tiveram seus pesos ora o valor de 1 ora o valor de 20, a média apresentou valor de 100 ou de 80, uma vez que a média é a propriedade fundamental, sendo o primeiro momento medido em relação à origem (SIVAKUMAR et al., 2017).

A variância foi representada na duração de 5min até 120min (2h), depois foi subestimada para as durações maiores, para as combinações estatísticas do inverno (M2 e F2) e verão (N4 e M4). Assim como a média, a variância é outra propriedade básica considerada nos métodos de série temporal, é o segundo momento sobre a média, indicando a proximidade dos valores de uma série temporal com sua média (SIVAKUMAR et al., 2017).

A autocorrelação com *lag* 1 e a proporção de períodos secos apresentaram resultados insatisfatórios para todas para as combinações estatísticas do inverno (M2 e F2) e verão (N4 e M4).

Em relação a incapacidade do modelo NSPR representar a ACR1 nas séries simuladas para os períodos estudados, Cowpertwait et al., (1996) indica que possivelmente exista uma tendência de ocorrer grandes erros de amostragem devido ao grande número de lâminas de chuva de 0mm utilizando a metodologia de Função de Autocorrelação com *lag* 1 para estimativa dos parâmetros do modelo. Sivakumar et al., (2017) aponta que para um processo puramente aleatório a função de autocorrelação flutua aleatoriamente em torno de zero, assim como para processos estocásticos, os quais geralmente apresentam autocorrelações ruins, sendo dependentes das propriedades do modelo.

Em relação a PPS o modelo NSPR apresentou o mesmo comportamento para o inverno e verão, superestimando entre as durações de 5min a 6h (360min), assim como subestimando a PPS entre as durações de 12 e 24h. Contrariando o encontrado por Cowpertwait et al., (1996), em que em seu estudo o modelo NSPR teve tendência de superestimar a PPS principalmente para os meses referentes ao verão.

Visto que as combinações estatísticas F, M e N são constituídas por durações que variam de 5 a 120min, sendo: F é constituída pelas durações 5 e 20min (duas durações), a combinação M pelas durações 5, 20, 30, 60 e 120

(cinco durações), e a combinação N pelas durações 5, 20, 30 e 60. De acordo com o abordado por Kim et al. (2016), uma vez que as estatísticas da série histórica foram utilizadas nessas durações para a realização da estimativa dos parâmetros, era esperado que as séries simuladas (M2, F2, N4 e M4) para o inverno e verão reproduzissem as características estatísticas das séries históricas, em uma escala de agregação temporal semelhante, na série simulada. Fato que pode estar associado em parte com os resultados encontrados em relação a variância, uma vez que todas as combinações foram capazes de representar a variância até a duração de 120min (2h), sendo que apenas as combinações M2 e M4 apresentam duração de 120min. Em relação a ACR1 e a PPS, elas contrariam totalmente o abordado por Kim et al. (2016), uma vez que o modelo NSPR não foi capaz de representar sequer as durações das combinações estatísticas utilizadas para a simulação.

Os resultados encontrados neste estudo quanto a representação das estatísticas da precipitação histórica pelo modelo NSPR corroboram com o abordado por Pasqualis et al., (2014), em que comumente as principais propriedades estatísticas dos modelos não são reproduzidas de forma satisfatória em vários intervalos de tempo. Neste contexto, os autores ainda destacam que mesmo quando o objetivo é utilizar as séries simuladas na menor duração, é necessário exigir que esses modelos forneçam bons resultados em intervalos de tempo maiores, de modo a ser capaz de representar períodos de minutos a meses.

Comparando-se as Figuras 9 e 14, referentes as comparações entre a série histórica do inverno e as séries simuladas pelas combinações estatísticas (M2 e F2, respectivamente) para o inverno na duração de 1440min, com as Figuras 19 e 24, referentes as comparações entre a série histórica do verão e as séries simuladas pelas combinações estatísticas (N4 e M4, respectivamente) para o verão na duração de 1440min, percebe-se que o modelo NSPR apresentou maior capacidade de representar o inverno do que o período do verão.

Esses resultados apontam para uma dificuldade na obtenção de um ajuste satisfatório para os valores extremos de precipitação. De acordo com Cowpertwait et al., (1996) esta dificuldade pode estar relacionada com a simplificação excessiva na parametrização do modelo NSPR. Os parâmetros

no modelo estão amplamente relacionados às propriedades das células de chuva, como o modelo NSPR foi estudado em sua versão original (RODRIGUEZ-ITURBE, Cox e Isham, 1987), existe apenas a existência de um tipo de pulso retangular, ou seja, de um tipo de célula (COWPERTWAIT et al., 1996; HANAISH, IBRAHIM e JEMAIN, 2011). Portanto, os parâmetros estimados que representam a intensidade e duração das células de chuva no modelo NSRP são provavelmente valores médios dos vários tipos de precipitação que podem ocorrer na mesma série de precipitação. Conseqüentemente, é improvável que um bom ajuste a valores extremos seja alcançado de forma consistente usando a forma atual do modelo (COWPERTWAIT et al., 1996).

Neste sentido, como o verão obteve pior desempenho na representação da precipitação máxima em relação ao inverno, e como no verão predominam as chuvas convectivas (intensidade alta e pequena duração) (TUCCI, 2004; FORGIARINI, VENDRUSCULO e RIZZI, 2014; RAMESH, GARTHWAITE e ONOF, 2018), é provável que células convectivas e outras células de chuva com menor intensidade e longa duração ocorram na série histórica do verão.

O contrário pode ser válido para o inverno, em que ocorre a predominância das chuvas frontais ou ciclônicas (intensidade baixa a média e longa duração) (TUCCI, 2004; FORGIARINI, VENDRUSCULO e RIZZI, 2014; RAMESH, GARTHWAITE e ONOF, 2018), as quais não influenciam tanto na modelagem uma vez que possuem menor intensidade quando comparada com a precipitação convectiva, característica do verão, fato que talvez possa estar relacionado com a melhor capacidade do modelo NSPR em representar o inverno.

6. Conclusões

O conjunto de parâmetros estimados através das combinações estatísticas F, M e N para o inverno e verão geraram os menores valores de erro relativo médio quadrático (RMSE) na simulação de chuva pelo modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular (NSPR). As quais são constituídas pelas durações: a combinação F é constituída pelas durações 5 e 20min (duas durações), a combinação M pelas durações 5, 20, 30, 60 e 120 (cinco durações), e a combinação N pelas durações 5, 20, 30 e 60 (quatro durações). Partindo do princípio que foram analisadas dez durações pré-estabelecidas (5, 10, 15, 20, 30, 60, 120, 360, 720 e 1440min), conclui-se que as combinações estatísticas que apresentaram melhores resultados foram as que compreenderam durações de até 120min.

Em relação aos pesos e restrições elaborados por este estudo, aos quais foram aplicados às estatísticas e parâmetros do modelo NSPR, apresentaram melhores resultados em relação ao RMSE, uma vez que para o inverno as melhores combinações estatísticas foram a M2 e F2, e para o verão foram as combinações N4 e M4. Para o inverno as combinações M2 e F2 apresentam o mesmo requisito quanto aos valores de peso e restrições, sendo 100 para a média e 1 para as demais estatísticas e as restrições desenvolvidas a partir da análise de 15 tormentas da série histórica de inverno. Durante o verão as combinações N4 e M4 apresentam o mesmo requisito quanto aos valores de peso e restrições, sendo 80 para a média e 20 para as demais estatísticas e as restrições desenvolvidas a partir da análise de 15 tormentas da série histórica de verão.

Portanto a metodologia de análise das tormentas oriundas das séries históricas do inverno e do verão mostrou-se válida, uma vez que as melhores séries simuladas em termos de RMSE, para ambos períodos estudados possuem as repetições 2 e 4.

O modelo NSPR foi incapaz de representar todas as características estatísticas da série temporal de precipitação histórica da cidade de Pelotas sazonalmente. Para ser considerado um modelo satisfatório e ter suas séries simuladas aplicadas as mais diversas áreas, o mesmo deve representar todas as estatísticas estruturais do modelo NSPR, e não somente a média.

Ao final do trabalho uma sugestão para a realização de futuros trabalhos podem ser realizada. Parece ser relevante modificar a técnica utilizada na estimativa dos parâmetros do modelo Neyman-Scott do Pulso Retangular, apontando para a Probabilidades de Transição.

Referências

ALMEIDA, Lizane; SERRA, Juan Carlos Valdés. Modelos hidrológicos, tipos e aplicações mais utilizadas. **Revista FAE**, Curitiba, v. 20, n. 1, 2017.

BACK, Álvaro José. Time distribution of heavy rainfall events in Urussanga, Santa Catarina State, Brazil. **Acta Scientiarum Agronomy**, Maringá, v. 33, n. 4, 2011. DOI: 10.4025/actasciagron.v33i4.6664 Disponível em: https://www.scielo.br/scielo.php?pid=S1807-86212011000400003&script=sci_arttet Acesso em: 04 ago. 2019.

BEMFICA, D.; GOLDENFUM, Joel Ayruch; SILVEIRA, André Luiz Lopes. Análise da aplicabilidade de padrões de chuva de projeto a Porto Alegre. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 5, n. 4, 2000. DOI: 10.21168/rbrh.v5n4.p5-16 Disponível em: <https://www.abrhidro.org.br/SGCv3/publicacao.php?PUB=1&ID=43&SUMARIO=634> Acesso em: 24 fev. 2019.

BURLANDO, Paolo; ROSSO, Renzo. Comment on parameter estimation and sensitivity analysis for the modified Bartlett–Lewis rectangular pulses mode of rainfall by S. Islam et al. **Journal of Geophysical Research**, n. 96, v. 5, 1991.

BRAZ, Dejanira Ferreira; PINTO, Luciana Barros; CAMPOS, Claudia Rejane Jacondino de. Ocorrência de eventos severos em regiões agrícolas do Rio Grande do Sul. **Revista Geociências**, Unesp, v. 36, n. 1, 2017.

BRITTO, Fabiane Pereira; BARLETTA, Rodrigo; MENDONÇA, Magaly. Regionalização sazonal e mensal da precipitação pluvial Máxima no estado do Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 2, 2006.

CALENDA, G., NAPOLITANO, F. Parameter estimation of Neyman-Scott processes for temporal point rainfall simulation. **Journal of Hydrology**, v. 225, 1999.

CAMPOS, Alcinei Ribeiro; SILVA, João Batista Lopes; SANTOS, Glenio Guimarães; RATKE, Rafael Felipe; AQUINO, Itauane Oliveira. Estimate of intense rainfall equation parameters for rainfall stations of the Paraíba State, Brazil. **Pesquisa Agropecuária Tropical**, Goiânia, v. 47, n. 1, 2017.

CAVALCANTE, Alyne Lucena; SILANS, Alain Marie Bernard Passerat de. Modelo Estocástico de Desagregação da Chuva Diária em Eventos Sub-diários para a Região Litorânea do Nordeste. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 17, n. 3, 2012.

CERA, Jossana Ceolin; FERRAZ, Simone Erotildes Teleginski. Variações climáticas na precipitação no Sul do Brasil no clima presente e futuro. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 30, n. 1, 2015. DOI: <http://d.doi.org/10.1590/0102-778620130588>. Disponível em:

<https://www.scielo.br/pdf/rbmet/v30n1/0102-7786-rbmet-30-01-00081.pdf>
Acesso em: 20 fev. 2019.

COWPERTWAIT, PAUL S. P. Further Developments of the Neyman-Scott Clustered Point Process for Modeling Rainfall. **Water Resources Research**, v. 27, n. 7, 1991(a).

COWPERTWAIT, PAUL S. P. The Stochastic Generation of Rainfall Time Series. **Doutorado em Filosofia**. Universidade de Newcastle, Inglaterra, 1991(b).

COWPERTWAIT, P. S. P.; O'CONNEL, P. E.; METCALFE, A. V.; MAWDSLEY, J.A. Stochastic point process modelling of rainfall. I. Single-site fitting and validation. **Journal of Hydrology**, v. 175, 1996.

COWPERTWAIT, Paul; SALINGER, Jim; MULLAN, Brett. A spatial-temporal stochastic rainfall model for Auckland City: Scenarios for current and future climates. **Journal of Hydrology**, v. 48, n. 2, 2009.

COWPERTWAIT, Paul S. P. A Neyman-Scott model with continuous distributions of storm types. **The Anziam Journal**, v. 51, 2010(a).

COWPERTWAIT, Paul S. P. A spatial-temporal point process model with a continuous distribution of storm types. **Water Resources Research**, v. 46, n. 12, 2010(b). DOI: 10.1029/2010WR009728 Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/241060737_A_spatial-temporal_point_process_model_with_a_continuous_distribution_of_storm_types Acesso em: 17 mai. 2019.

COWPERTWAIT, P.; OCIO, D.; COLLAZOS, G.; O. de Cos; STOCKER, C. Regionalised spatiotemporal rainfall and temperature models for flood studies in the Basque Country, Spain. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 17, 2013. DOI: 10.5194/hess-17-479-2013 Disponível em: <https://hess.copernicus.org/articles/17/479/2013/> Acesso em: 27 jun. 2019.

CO, D. R.; ISHAM, Valerie. A Simple Spatial-Temporal Model of Rainfall. **Proceedings the Royal Society London A**, v. 415, 1988. DOI: 10.1098/rspa.1988.0016 Disponível em: <https://royalsocietypublishing.org/doi/10.1098/rspa.1988.0016> Acesso em: 20 jun. 2019.

CO, D.R.; MILLER, H.D. **The theory of stochastic processes**. London: Methuen & Co. Ltd, 1970. 398p.

DAMÉ, Rita de Cássia Faga. Desagregação de Precipitação Diária Para Estimativa de Curvas Intensidade-Duração-Frequência. **Doutorado em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental**. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, UFRGS, Brasil, 2001.

DAMÉ, Rita de Cássia Fraga; TEIEIRA, Claudia Fernanda Almeida; LORENSI, Raquel Paula. Simulação de precipitação com duração horária mediante o uso do modelo Bartlett-Lewis do Pulso Retangular Modificado. **Revista Brasileira de Agrociência**, Pelotas, v. 13, n. 1, 2007.

ENTEKHABI, Dara; RODRIGUEZ-ITURBE, Ignacio; EAGLESON, Peter S. Probabilistic representation of the temporal process by the modified Newman-Scott rectangular pulses model: Parameter estimation and validation. **Water Resources Research**, Saint Louis, v. 25, n. 2, 1989.

FOUFOULA-GEORGIU, Eli, GUTTORP, Peter. Assessment of a Class of Neyman-Scott Models for Temporal Rainfall. **Journal of Geophysical Research**, v. 92, n. 8, 1987.

FORGIARINI, Francisco Rossarolla; VENDRUSCOLO, Daniel Secretti; RIZZI, Elias Silveira. Análise de chuvas orográficas no centro do estado do Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 13, 2013. DOI: Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/307691384_ANALISE_DE_CHUVAS_OROGRAFICAS_NO_CENTRO_DO_ESTADO_DO_RIO_GRANDE_DO_SUL/ink/57cea36408ae582e069349d6/download Acesso em: 13 ago. 2019.

HANAISH, I. S.; IBRAHIM, K.; JEMAIN, A. A. Stochastic Modeling of Rainfall in Peninsular Malaysia Using Bartlett Lewis Rectangular Pulses Models. **Modeling and Simulation in Engineering**, v. 12, 2011.

HUFF, F.A. Time distribution of rainfall in heavy storms. **Water Resources Research**, v. 3, n. 4, 1967.

JIANG, Lei; Li, Nana; ZHAO, ia. Scaling behaviors of precipitation over China. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 128, 2017. DOI: DOI 10.1007/s00704-015-1689-2. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/287347152_Scaling_behaviors_of_precipitation_over_China Acesso em: 24 jun. 2019.

KACZMARSKA, Jo M.; ISHAM, Valerie S.; NORTHROP, Paul. Local generalised method of moments: an application to point process-based rainfall models. **Environmetrics**, n. 26, v. 4, 2015. DOI: 10.1002/env.2338 Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC4975607/> Acesso em: 28 jun. 2019.

KACZMARSKA, Jo; ISHAM, Valerie; ONOF, Christian. Point process models for fine-resolution rainfall. **Hydrological Sciences Journal – Journal des Sciences Hydrologiques**, n. 59, v. 11, 2014. DOI: <http://d.doi.org/10.1080/02626667.2014.925558> Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/02626667.2014.925558> Acesso em: 18 set. 2018.

KAVVAS, M.L., DELLEUR, J.W. A stochastic cluster model of daily rainfall sequences. **Water Resources Research**, v. 17. n. 4, 1981.

KIM, Dongkyun; KWON, Hyun-Han; LEE, Seung-Oh; KIM, Sooyoung. Regionalization of the Modified Bartlett-Lewis rectangular pulse stochastic rainfall model across the Korean Peninsula. **Journal of Hydro-environment Research**, 2016. DOI: <http://d.doi.org/10.1016/j.jher.2014.10.004>. Disponível em: <https://www.infona.pl/resource/bwmeta1.element.elsevier-ae76b78a-ad2b-3699-912c-34b59e84c824>. Acesso em: 16 nov. 2019.

KOSSIERIS, Panagiotis; MAKROPOULOS, Christos; CREACO, Enrico; VAMVAKERIDOU-LYROUDIA, Lydia; SAVIC, Dragen A. Assessing the applicability of the Bartlett-Lewis model in simulating residential water demands. **Procedia Engineering**, n. 154, 2016. DOI: 10.1016/j.proeng.2016.07.429 Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877705816318185> Acesso em: 20 mai. 2019.

KUINCHTNER, Angélica; BURIOL, Galileo Adeli. Clima do Estado do Rio Grande do Sul segundo a classificação climática de Köppen e Thornthwaite. **Disciplinarum Scientia**. Série: Ciências Exatas, S. Maria, v.2, n.1, 2001.

LUCAS, Edmundo Wallace Monteiro; SOUSA, Francisco De Assis Salviano; SILVA, Fabricio Daniel Dos Santos; LUCIO, Paulo Sergio. Modelagem hidrológica determinística e estocástica aplicada à região hidrográfica do Inhamitanga – Pará. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 24, n. 3, 2009.

MANKE, Emanuele Baifus. Simulação sazonal da precipitação mediante o uso do Modelo de Bartlett-Lewis do Pulso Retangular Modificado em durações sub-horárias. **Doutorado em Manejo e Conservação do Solo e da Água**. Universidade Federal de Pelotas, UFPel, Brasil, 2020.

NASCIMENTO, Dênis Aguiar do; OLIVEIRA, Mateus Ferreira de; SOUZA FILHO, Elton Alves de; SILVA, Joecila Santos da. Estudo da consistência dos dados de um pluviógrafo de balança e um pluviômetro convencional na Amazônia central. **Brazilian Journal of Development**, Curitiba, v. 6, n. 2, 2020. DOI:10.34117/bjdv6n2-055 Disponível em: <https://www.brazilianjournals.com/index.php/BRJD/article/view/6703> Acesso em: 30 mar. 2020.

NIMER, Edmon. **Climatologia do Brasil**. Rio de Janeiro: IBGE, Departamento de Recursos Naturais e Estudos Ambientais, 2ª edição. ISBN 85-240-0282-4, 1989.

PASCHALIS, Athanasios; MOLNAR, Peter; FATICHI, Simone; BURLANDO, Paolo. On temporal stochastic modeling of precipitation, nesting models across scales. **Advances in Water Resources**, n. 63, 2014.

PEDROLLO, O. Rotina computacional desenvolvida no software MATLAB. 2018.

PENALBA, Olga Clorinda; RIVERA, Juan Antonio. Precipitation response to El Niño/La Niña events in Southern South America – emphasis in regional drought occurrences. **Advances in Geosciences**, n. 42, 2016. DOI:10.5194/adgeo-42-1-2016 Disponível em: <https://adgeo.copernicus.org/articles/42/1/2016/> Acesso em: 25 nov. 2019.

PUI, Aleander; SHARMA, Ashish; MEHROTRA, Rajeshmar; SIVAKUMAR, Bellie; JEREMIAH, Erwin. A comparison of alternatives for daily to sub-daily rainfall disaggregation. **Journal of Hydrology**, 2012.

RAMESH, N. I.; GARTHWAITE, A. P.; ONOF, C. A doubly stochastic rainfall model with exponentially decaying pulses. **Stochastic Environmental Research and Risk Assessment**, n. 32, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00477-017-1483-z>. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00477-017-1483-z> Acesso em: 17 jan. 2020.

RIGHETTO, A.M. **Hidrologia e recursos hídricos**. São Carlos: EESC/USP, 840 p. 1998.

RODRIGUEZ-ITURBE, I.; CO, D. R.; ISHAM, Valerie. Some models for rainfall based on stochastic point process. **Proceedings of the Royal Society of London**, v. 410, 1987.

RODRIGUEZ-ITURBE, I.; CO, D. R.; ISHAM, Valerie. A point process model for rainfall: further developments. **Proceedings of the Royal Society of London**, v. 417, 1988.

SIVAKUMAR, Bellie. **Chaos in Hydrology - Bridging Determinism and Stochasticity**, 2017. DOI: 10.1007/978-90-481-2552-4 Disponível em: <https://www.springer.com/gp/book/9789048125517> Acesso em: 13 out. 2019.

SORUP, Hjalte Jomo Danielsen; CHRISTENSEN, Ole Bossing; ARNBJERG-NIELSEN, Karsten; MIKKELSEN, Peter Steen. Downscaling future precipitation extremes to urban hydrology scales using a spatio-temporal Neyman–Scott weather generator. **Hydrology and Earth System Sciences**, n. 20, 2016. DOI: 10.5194/hess-20-1387-2016. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/276415718_Downscaling_future_precipitation_extremes_to_urban_hydrology_scales_using_a_spatio-temporal_Neyman-Scott_weather_generator. Acesso em: 23 jan. 2020.

TAVARES, A. C. A análise da distribuição das precipitações associadas às calhas induzidas no Estado de São Paulo. **Publicação do Instituto de Geografia (IGOG) da Universidade de São Paulo**. Série Climatologia, São Paulo, n. 12, 1981.

TAYLOR, Howard M.; KARLIN, Samuel. **An Introduction to Stochastic Modeling**, 3ª edição, ISBN-10: 0-12-684887-4, 1998.

TUCCI, Carlos E. M. **Hidrologia: ciência e aplicação**. Associação Brasileira de Recursos Hídricos. 4.ed. Porto Alegre: UFRGS/ABRH, p. 573-619, 2004.

THAYAKARAN, R; RAMESH, N. I. Doubly stochastic Poisson pulse model for fine-scale rainfall. **Stochastic Environmental Research and Risk Assessment**, n. 31, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00477-016-1270-2>
Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007%2Fs00477-016-1270-2>
Acesso em: 24 out. 2019.

VALDES, J. B. Issue in the modelling of precipitation. In: Marco, J.B., Harboe, R., Salas, J.D. (Editores). Stochastic Hydrology and its use in water Resources systems simulation and optimization. **Stochastic Hydrology and its Use in Water Resources Systems Simulation and Optimization**, Netherlands. Kluwer Academic Publishers, 1993.

VELGHE, T.; TROCH, P. A.; DE TROCH, F. P.; VAN DE VELDE. Evaluation of cluster-based rectangular pulses point process models for rainfall. **Water Resources Research**, v. 30, n. 10, 1994.

WASKO, Conrad; SHARMA, Ashish. Continuous rainfall generation for a warmer climate using observed temperature sensitivities. **Journal of Hydrology**, n. 544, 2017. DOI: <http://d.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.12.002>.
Disponível em:
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0022169416307910>.
Acesso em: 14 nov. 2019.

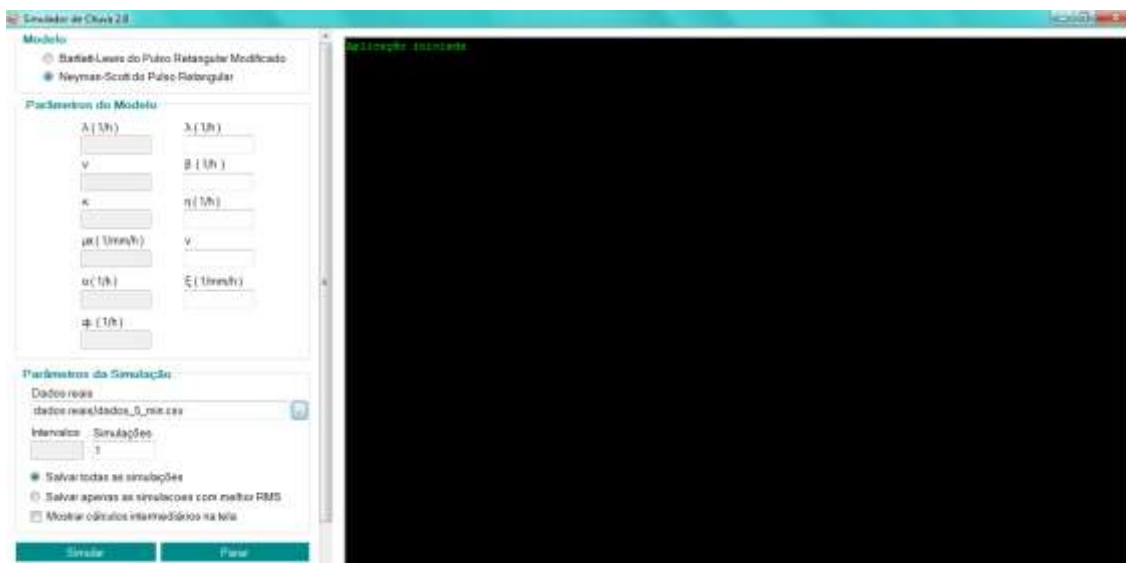
WAYMIRE, Ed; GUPTA, Vijay K. The mathematical structure of rainfall representations 1. A Review of the stochastic rainfall models. **Water Resources Research**, Saint Louis, v. 17, n. 5, 1981.

YENDRA, Rado; RAHMADENI; DESVINA, Ari Pani. A Rainfall Model Comparison by Using Stochastic Neyman-Scott Rectangular Pulse (NSRP) and Bartlett-Lewis Rectangular Pulse (BLRP). **Journal of Ocean, Mechanical and Aerospace - Science and Engineering -**, v. 53, 2018.

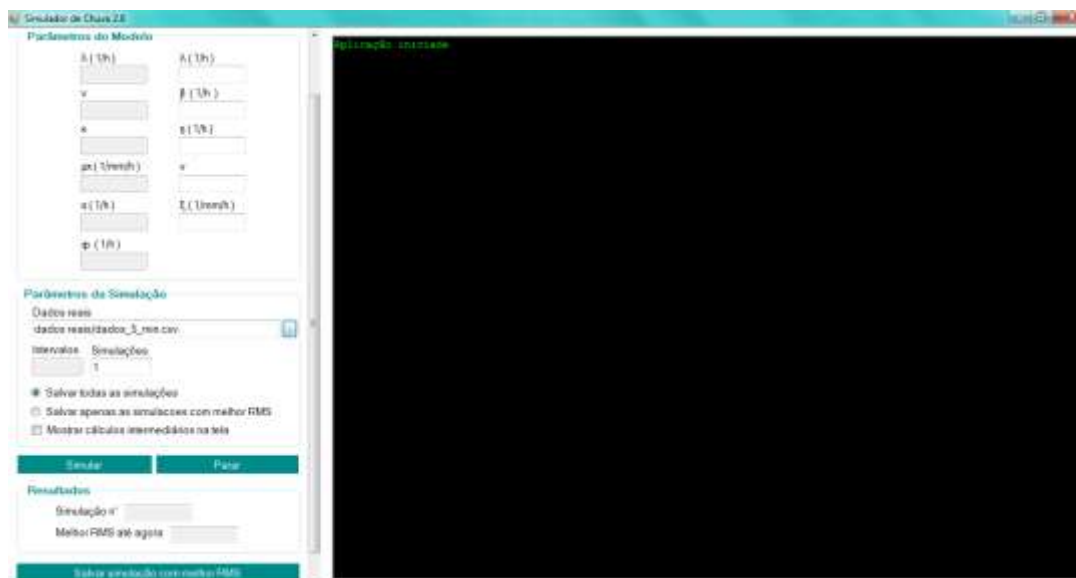
YENDRA, Rado; JEMAIN, Abdul Aziz; HANAISH, Ibrahim Sulaiman. Analysis of Storm Rainfall in Peninsular Malaysia Using Neyman - Scott Rectangular Pulse Modeling. **Engineering and Mathematical Topics in Rainfall**, Chapter 4, 2018. DOI: <http://d.doi.org/10.5772/intechopen.70043> Disponível em:
<https://www.intechopen.com/books/engineering-and-mathematical-topics-in-rainfall/analysis-of-storm-rainfall-in-peninsular-malaysia-using-neyman-scott-rectangular-pulse-modeling> Acesso em: 20 jan. 2020.

APÊNDICES

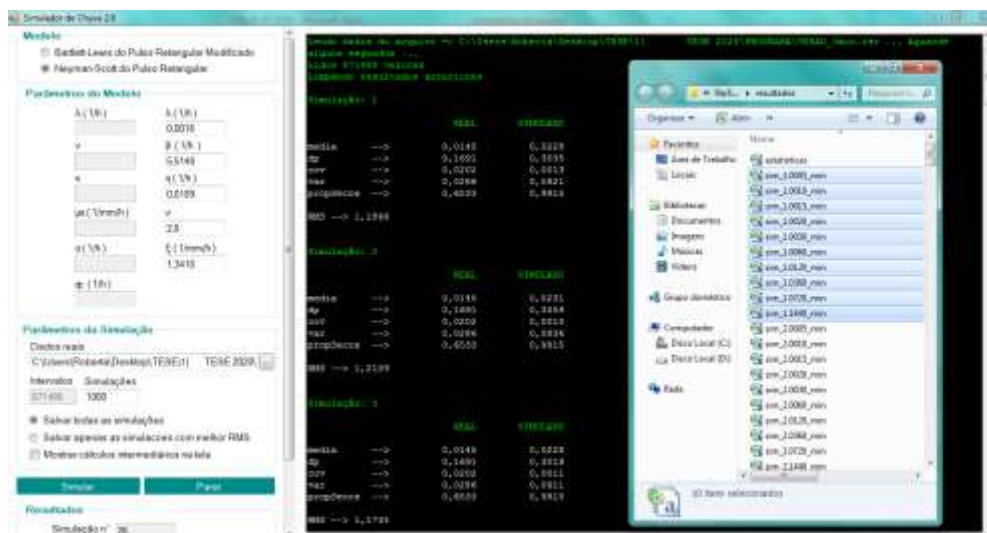
Apêndice A - Tela inicial do Software Simulador de Chuva 2.8, o qual foi desenvolvido para a simulação da precipitação por meio do modelo de Neyman-Scott do Pulso Retangular. A janela permite a inserção dos parâmetros do modelo utilizados para a simulação da precipitação.



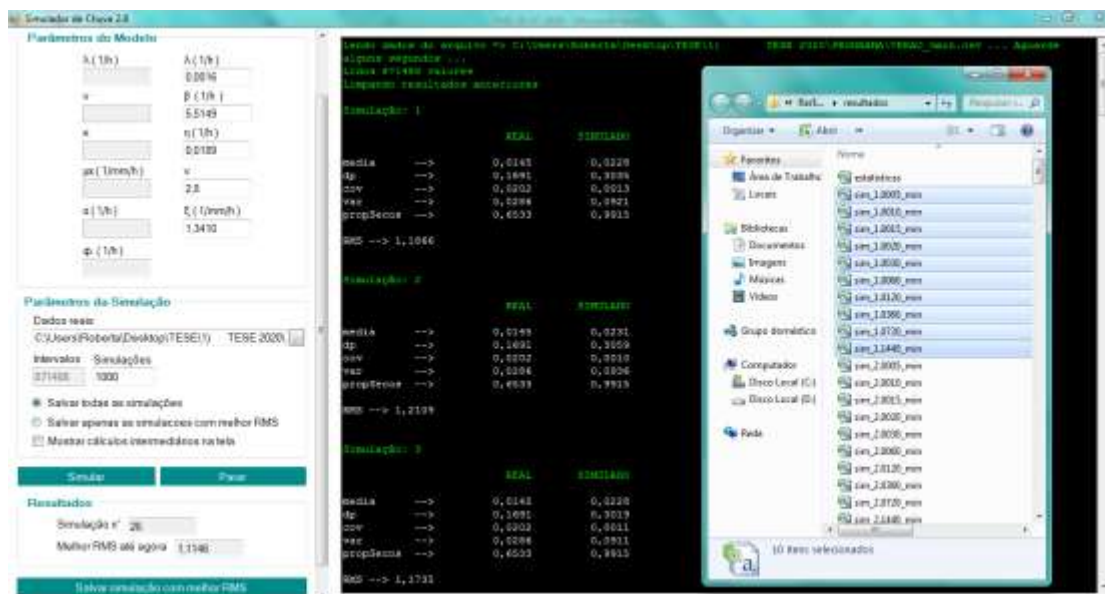
Apêndice B - Tela inicial do Software Simulador de Chuva 2.8, a janela permite a seleção de quais simulações o usuário pretende salvar.



Apêndice C - Interface do Simulador de chuva versão 2.8, com visualização do número de simulações selecionadas.



Apêndice D - Interface do Simulador de chuva versão 2.8, com visualização do número de simulações realizadas até o presente instante pelo Software.



Anexo E - Interface do Simulador de chuva versão 2.8 com visualização da melhor simulação, de acordo com o menor valor de RMSE, com o salvamento da mesma nas durações pré-estabelecidas de 5, 10, 15, 20, 30, 60, 120, 360, 720 e 1440min.

