

LAURA THEBIT DE ALMEIDA

**ESPACIALIZAÇÃO DE CHUVAS INTENSAS: UMA NOVA PROPOSTA**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Meteorologia Aplicada, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

VIÇOSA  
MINAS GERAIS – BRASIL  
2017

**Ficha catalográfica preparada pela Biblioteca Central da Universidade  
Federal de Viçosa - Câmpus Viçosa**

T

A447e  
2017 Almeida, Laura Thebit de, 1991-  
Espacialização de chuvas intensas : uma nova proposta /  
Laura Thebit de Almeida. – Viçosa, MG, 2017.  
x, 76f. : il. (algumas color.) ; 29 cm.

Inclui apêndice.

Orientador: Roberto Avelino Cecílio.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa.

Referências bibliográficas: f.60-67.

1. Chuvas - Análise de frequência. 2. Hidrologia.  
I. Universidade Federal de Viçosa. Departamento de Engenharia  
Agrícola. Programa de Pós-graduação em Meteorologia  
Aplicada. II. Título.

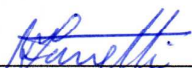
CDD 22. ed. 551.577

LAURA THEBIT DE ALMEIDA

**ESPACIALIZAÇÃO DE CHUVAS INTENSAS: UMA NOVA PROPOSTA**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Meteorologia Aplicada, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

APROVADA: 17 de fevereiro de 2017.




---

Sidney Sara Zanetti




---

Sílvio Bueno Pereira



---

Fernando Falco Pruski  
(Coorientador)



---

Roberto Avelino Cecílio  
(Orientador)

*A Deus.*  
*Aos meus Pais Roberto e Suraia.*

## **AGRADECIMENTOS**

A Deus, por ter me dado a oportunidade e ter guiado meus passos nesta etapa da minha vida.

Aos meus pais, Roberto de Suraia, pelo amor incondicional e por serem meu porto seguro. Aos meus irmãos Brícia e Alessandro, em especial Maysa e Débora, pela amizade e apoio, às minhas famílias Thebit e Almeida pelo incentivo.

Ao professor Roberto Cecílio, pela orientação, ensinamentos e confiança. Aos professores Fernando Pruski e Gérson Rodrigues pela coorientação e confiança.

Ao Adriano (equipe LabGEO) pela ajuda.

Ao Marcel e Cleber, meus irmãos de orientação, por grandes ajudas, apoio e amizade.

Aos meus amigos, em especial Rayssa, Camila, Laisi, Andressa, Josi, Tarcila, Felipe, Micael e Cássio, pelos conhecimentos compartilhados, amizade e por serem verdadeira família que Viçosa me presenteou.

Aos meus amigos de longe que mesmo distantes nunca mediram esforços em me apoiar, em especial, Fernando e Brenon.

À equipe de professores e funcionários da pós graduação em Meteorologia Aplicada e à Universidade Federal de Viçosa, pela oportunidade de realização do curso.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo apoio financeiro.

E a todos aqueles que mesmo indiretamente estavam torcendo por mim na conclusão deste trabalho meu muito obrigada.

## **BIOGRAFIA**

LAURA THEBIT DE ALMEIDA, filha de Roberto Cezar de Almeida e Suraia Maysa Thebit de Almeida, nasceu em Gov. Valadares – MG, no dia 25 de setembro de 1991.

Em março de 2010 iniciou o curso de Engenharia Agrícola e Ambiental na Universidade Federal de Minas Gerais, concluindo-o em dezembro de 2014.

Em março de 2015 iniciou o curso de Mestrado em Meteorologia Aplicada, na área de Hidroclimatologia, na Universidade Federal de Viçosa, submetendo-se à defesa de dissertação em fevereiro de 2017.

## CONTEÚDO

RESUMO .....	vii
ABSTRACT.....	ix
1. INTRODUÇÃO.....	1
2. REVISÃO DE LITERATURA.....	3
2.1. Chuvas intensas .....	3
2.1.1. Caracterização das chuvas intensas .....	4
2.2. Interpolação espacial .....	6
2.2.1. Espacialização Geoestatística .....	8
2.2.1.1. Krigagem.....	12
2.2.1.2. Cokrigagem.....	13
2.2.2. Método do Inverso da Distância elevada a Potência.....	14
2.3. Obtenção das equações de chuvas intensas por intermédio de interpolação espacial .....	16
3. MATERIAIS E MÉTODOS .....	18
3.1. Caracterização da área em estudos .....	19
3.2. Seleção das equações de chuvas intensas na área em estudos.....	21
3.3. Cálculo da $i_m$ associada a diferentes períodos de retorno e durações....	23
3.4. Seleção de interpoladores para as intensidades máximas médias de chuvas intensas .....	23
3.4.1. Interpolador Geoestatístico .....	25
3.4.1.1. Análise exploratória dos dados dos Semivariogramas .....	25
3.4.1.2. Krigagem Simples .....	25
3.4.1.3. Krigagem Ordinária.....	26
3.4.1.4. Cokrigagem.....	27
3.5. Estabelecimento dos parâmetros das equações de chuvas intensas para cada metodologia de interpolação .....	29

3.6. Análise dos resultados.....	30
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO .....	31
4.1. Seleção dos interpoladores para as intensidades máximas médias de precipitação.....	31
4.1.1. Interpoladores Geoestatísticos .....	31
4.1.2. Interpolador Inverso da Distância Elevada à Potência .....	42
4.2. Parâmetros da equação de chuvas intensas ajustados conforme método proposto .....	44
5. CONCLUSÃO.....	59
REFERÊNCIAS .....	60
APÊNDICES .....	68

## RESUMO

ALMEIDA, Laura Thebit de, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, fevereiro de 2017. **Espacialização de chuvas: uma nova proposta.** Orientador: Roberto Avelino Cecílio. Coorientadores: Fernando Falco Pruski e Gerson Rodrigues dos Santos.

Chuvas intensas têm a característica de produzir elevada lâmina precipitada em um curto intervalo de tempo, gerando elevada vazão de escoamento superficial. Seu conhecimento é fundamental para a sociedade no planejamento de práticas de conservação do solo e da água, manejo de bacias hidrográficas e no dimensionamento de estruturas hidráulicas. O presente estudo teve como objetivo obter parâmetros da equação de chuvas intensas (“K”, “a”, “b” e “c”) por meio da espacialização da intensidade máxima média de precipitação para os estados brasileiros Minas Gerais, Espírito Santo e Rio de Janeiro. As intensidades máximas média de precipitação foram obtidas por meio das equações de intensidade-duração-frequência (IDF), desenvolvidas por dados pluviográficos, existentes na área de estudo. Nestas foram submetidas combinações entre seis períodos de retorno (2, 5, 10, 20, 50 e 100 anos) e 16 durações (10, 20, 30, 40, 50, 60, 120, 240, 360, 420, 660, 720, 900, 1140, 1380 e 1440 minutos), totalizando 96 mapas de intensidade máxima média de precipitação. Na interpolação, foram avaliados dois tipos de interpoladores, geoestatístico (Krigagem Simples, Ordinária e Cokrigagem) e determinístico (Inverso da Distância elevado a potência de 1 a 6). O melhor interpolador foi definido por meio do menor Módulo do Erro Médio Percentual (MEMP) e o melhor modelo, dentro do interpolador, foi definido por meio da menor raiz do quadrado médio do erro (RMSE). O interpolador Inverso da Distância (IDP) apresentou menor módulo do Erro Médio Percentual (MEMP),

de 3%, em comparação ao interpolador Geoestatístico, igual a 15,75%. Com isso, os parâmetros “K”, “a”, “b” e “c” da equação de IDF foram gerados pela espacialização das intensidades máximas média de precipitação pelo interpolador Inverso da Distância, para cada pixel de 2km x 2km para os estados de Minas Gerais, Espírito Santo e Rio de Janeiro.

## ABSTRACT

ALMEIDA, Laura Thebit de, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, February, 2017. **Spatialization of heavy rains: a new proposal**. Adviser: Roberto Avelino Cecílio. Co-advisers: Fernando Falco Pruski and Gerson Rodrigues dos Santos.

Intense rainfalls have the characteristic of producing great precipitated depths in short times, generating a high flow rate. The knowledge on that is fundamental for society in planning soil and water conservation practices management of hydrographic basins and hydraulic structures projects. The present study has as objective to obtain parameters for the intense rains equation ("K", "a", "b" e "c") using interpolated data for average maximum rainfall intensity, for the states of Minas Gerais, Espírito Santo and Rio de Janeiro. The average maximum rainfall intensity data was obtained by of the Intensity-Duration-Frequency equations (IDF), created by pluviographic data, available in the literature. In these were submitted combinations between six return periods (2, 5, 10, 20, 50 and 100 years) and 16 durations values (10, 20, 30, 40, 50, 60, 120, 240, 360, 420, 660, 720, 900, 1140, 1380 and 1440 minutes), resulting in 96 maximum intense rainfall maps. In the interpolation two interpolators, the geostatistical (Simple Kriging, Ordinary Kriging and Cokriging) and the deterministic (Inverse of Distance to powers of 1 to 6) were evaluated. The best interpolator was defined by the lowest Mean Absolute Percentual Error (MAPE), and the best model, inside the interpolator, was defined by the smallest Root Mean Square Error (RMSE). The Inverse Distance interpolation (IDP) presented lower Mean Absolute Percentage Error (MAPE), of 3%, compared to the Geostatistical interpolator, equal to 15.75%. Thus, the parameters "K", "a", "b" and "c" of the IDF equation were obtained

by spatialization of the average intense rainfall data, by the Inverse Distance interpolator, for each of 2km x 2km pixel, for the states of Minas Gerais, Espírito Santo and Rio de Janeiro.

## 1. INTRODUÇÃO

A precipitação pluvial é principal forma de entrada de água na bacia hidrográfica. Quando com alta intensidade produz vazão elevada de escoamento superficial, que pode promover danos ao meio, tais como erosão do solo, transporte de sedimentos e nutrientes, assoreamento de rios, enchentes, possível rompimento de reservatórios, entre outros. Para fundamentar estudos no escopo da hidroclimatologia, no planejamento e gestão de recursos hídricos, projetos de obras hidráulicas e manejo de bacias hidrográficas torna-se necessário o conhecimento destas chuvas intensas que possam vir a ocorrer na região de interesse.

A principal forma de representação das chuvas intensas é pela equação de intensidade-duração-frequência (IDF). Estas equações são desenvolvidas a partir de dados pluviográficos, ou seja, informação do evento extremo real associado a uma duração e a uma frequência (período de retorno). No Brasil, existem equações de IDF para algumas localidades. Para o conhecimento da chuva intensa em locais no qual não existe equação de IDF é necessária a espacialização dos dados para obter a informação desejada em locais desprovidos desta.

Atualmente uma forma de obtenção da intensidade máxima média de precipitação para locais onde não há informação da equação de IDF, é pela interpolação de dados pontuais, usando o interpolador baseado no inverso da quinta potência da distância para os parâmetros da equação IDF (metodologia do software Plúvio 2.1), porém a forma mais confiável de obtenção desta informação é pela espacialização da intensidade máxima média de

precipitação, e, posteriormente, pela obtenção dos parâmetros da equação de chuvas intensas.

Há diversos métodos de interpolação de dados climatológicos, dentre estes: Geoestatísticos e Inverso da distância elevado a uma potência. Com isto, o objetivo do presente estudo foi selecionar o melhor interpolador espacial das intensidades máximas médias de precipitações, associadas a diferentes durações e períodos de retorno e, por meio deste, determinar os parâmetros das equações de chuvas intensas para qualquer localidade dos estados de Minas Gerais, Espírito Santo e Rio de Janeiro; bem como comparar os resultados obtidos com a metodologia da espacialização dos parâmetros das chuvas intensas pelo inverso da quinta potência da distância ( aplicada pelo Plúvio 2.1).

## **2. REVISÃO DE LITERATURA**

### **2.1. Chuvas intensas**

Chuvas intensas, também denominadas chuvas extremas ou chuvas máximas, são aquelas que tem a característica de produzir elevada lâmina precipitada em um curto intervalo de tempo (SILVA et al., 2003), ou seja, alta intensidade de precipitação. Estas chuvas apresentam distribuição irregular tanto temporal quanto espacialmente (ARAÚJO et al., 2008).

Devido à sua alta intensidade, frequentemente estas chuvas são capazes de gerar vazão elevada de escoamento superficial, acarretando em impactos negativos para áreas agrícolas e urbanas. Dentre tais impactos destacam-se: inundação de terras cultivadas, erosão do solo, perda de nutrientes, assoreamento e poluição dos cursos hídricos, alagamento de áreas urbanas e rurais, problemas em reservatórios, destruição de barragens, dentre outros (SILVA et al., 2003; ARAÚJO et al., 2008; CECÍLIO et al., 2009).

Em função destes impactos negativos que podem causar, seu conhecimento é fundamental para a sociedade no planejamento de práticas de conservação do solo e da água, manejo de bacias hidrográficas e no dimensionamento de estruturas hidráulicas, tais como: barragens, vertedouros, terraços, drenos, bacias de contenção, entre outras (OLIVEIRA et al., 2005; CECÍLIO et al., 2009; MELLO; VIOLA, 2012).

### 2.1.1. Caracterização das chuvas intensas

A intensidade máxima média de precipitação cresce à medida que aumenta o período de retorno, sendo diretamente proporcionais, e decresce com o aumento da duração do evento, sendo inversamente proporcional a duração (CARDOSO; 1998; MELLO; SILVA, 2013). A principal forma de caracterização de chuvas intensas é por intermédio das equações de intensidade, duração e frequência da precipitação pluvial (equações IDF), ou equações de chuvas intensas (SILVA et al., 2003; PRUSKI et al., 2006), mais comumente representadas na forma da Equação 1. Estas equações são uma das ferramentas mais utilizadas nos trabalhos de engenharia relacionadas a recursos hídricos (KOUTSOYIANNIS et al., 1998).

$$i_m = \frac{K T^a}{(t + b)^c} \quad (1)$$

em que:

$i_m$  = intensidade máxima média de precipitação, mm h<sup>-1</sup>;

T = período de retorno da precipitação, anos;

t = duração da precipitação, minutos; e

K, a, b, c = parâmetros de ajuste estatístico, referentes à cada localidade ou estação pluviográfica.

O ajuste da equação para chuvas intensas é feito individualmente para cada localidade ou estação pluviográfica. Este deve ser feito com o uso de uma extensa base de dados, constituída de pluviogramas (MELLO; SILVA, 2013) pertinentes a cada precipitação individual ocorrida em um posto pluviométrico específico, durante anos de observação. Entretanto, tais pluviogramas dificilmente são disponíveis em quantidade e qualidade adequadas, devido à baixa densidade de equipamentos registradores espalhados no país, e às séries disponíveis serem frequentemente curtas e com falhas nos registros (BACK, 2012).

O estabelecimento de cada equação utiliza metodologia de exaustivo trabalho de tabulação, análise e interpretação de grande quantidade de

pluviogramas, fitas utilizadas no registro por pluviógrafos (SILVA et al., 1999a, 1999b; BACK, 2009).

No tocante à extensão da série de dados pluviográficos, a Organização Mundial de Meteorologia (OMM) recomenda a utilização de série histórica de no mínimo 30 anos. Entretanto, decorrente da dificuldade de obtenção dos dados pluviográficos, a maioria dos estudos, no Brasil, são conduzidos com séries históricas inferiores à recomendada (SILVA et al., 2002; OLIVEIRA et al., 2008; SILVA et al., 2012; TEODORO et al., 2014).

Na prática, é difícil a fixação do valor de intensidade da chuva, uma vez que o impacto pode ser diferente de local para local, seja em área rural ou urbana (PINTO, 1999). Em países subdesenvolvidos, as redes de dados climatológicos existentes são esparsas e escassas, reflexo na má qualidade dos projetos, originando obras sub ou superestimadas, quando superestimadas, podem gerar um desperdício econômico; e quando subestimadas, uma redução da confiabilidade de eficiência da obra e aumento do risco (TUCCI et al., 1995). Por esta razão, há entraves na realização de projetos de obras hidráulicas mais confiáveis e econômicos (PRUSKI et al., 2002).

O estabelecimento da relação intensidade-duração-frequência de uma chuva é anterior a 1932 (BERNARD, 1932, citado por KOUTSOYIANNIS et al., 1998). Sua distribuição geográfica vem sendo estudada em diversos países desenvolvidos desde 1960, onde dispõem de mapas que fornecem as intensidades e alturas de precipitação (KOUTSOYIANNIS et al., 1998). No Brasil, estudos pioneiros foram desenvolvidos por Pfafstetter (1957) e Denardin e Freitas (1982), em que Denardin e Freitas (1982) ajustaram equações matemáticas, a partir de gráficos apresentados por Pfafstetter (1957), que possibilitaram cálculo das alturas pluviométricas, em função da duração da precipitação e do período de retorno, por meio do método de regressão não-linear múltipla, para 80 estações pluviográficas distribuídas para todo o país (SILVA, 2002; CAMPOS, 2014). Posteriormente, outros trabalhos já apresentaram o estabelecimento de equações de IDF, destacando-se para os estados da Bahia (FREITAS et al., 2001; SILVA et al., 2002), Espírito Santo (FREITAS et al., 2001; SILVA et al., 1999a), Minas

Gerais (Freitas et al. 2001; Pinto 1995) Paraná (FENDRICH 2003), Rio de Janeiro (SILVA et al., 1999a) e Tocantins (SILVA et al., 2003).

Quando não se tem dados provenientes de pluviogramas para definir a equação de chuvas intensas, que é a situação mais comum, há alternativas para gerar informações das chuvas intensas (MELLO; SILVA, 2013). Cruciani et al. (2002) indicam a utilização de equações de locais próximos, que não tendem a afetar a confiabilidade da estimativa.

Outra alternativa bastante comum é o uso de dados pluviométricos diários, adquiridos de estações para estimar as equações, com a aplicação do Método de Desagregação de Chuvas (CAMPOS et al., 2014; CALDEIRA et al., 2015; BORGES; THEBALDI, 2016; DAMÉ et al., 2016), o qual estima intensidades para durações inferiores a um dia (BACK, 2012).

Finalmente, outra alternativa que vem ganhando espaço para a estimação dos parâmetros das equações de chuvas intensas em localidades sem qualquer registro de chuva consiste no uso de técnicas de interpolação espacial (PRUSKI et al., 2006).

## **2.2. Interpolação espacial**

A interpolação de dados espaciais existe diante da necessidade de estimar uma variável numérica qualquer, em posição geográfica conhecida que não comporta tal informação (BURROUGH; McDONNELL, 2004; HUISMAN; BY, 2009). A interpolação envolve o processo de estimar valores desconhecidos, de um atributo contínuo usando dados conhecidos ou amostrados. Este processo se divide em duas partes: a definição do relacionamento dos dados vizinhos e a definição de qual método melhor para estimar os dados desconhecidos (MIRANDA, 2010).

A inferência espacial inicia-se com a coleta de uma amostra composta por “n” pontos de dados (YAMAMOTO; LANDIM, 2013). A estimativa é feita por meio de alguma função matemática cujo as variáveis independentes são as amostras da vizinhança (BURROUGH; McDONNELL, 2004; HUISMAN; BY, 2009). A quantidade de pontos amostrais deve ser representativa do fenômeno em estudo, em termos de distribuição espacial (YAMAMOTO; LANDIM, 2013).

Na espacialização de informações hidrológicas utilizam-se diferentes métodos de interpolação, podendo reproduzir resultados discretos (Polígono de Thiessen) e resultados que buscam representar sob forma contínua um fenômeno, como o Método do Inverso da Potência da Distância, Krigagem, Co-krigagem entre outros (RONDON, 2001; LANDIM, 2003; BURROUGH; McDONNELL, 2004; HUISMAN; BY, 2009).

Os interpoladores que buscam definir uma forma contínua do fenômeno podem ser do tipo estocástico ou determinístico. Quando estocásticos, fazem uso da teoria da probabilidade e para o cálculo da interpolação usam como base critérios estatísticos na determinação do peso atribuído aos pontos amostrais. Já os determinísticos não fazem uso da probabilidade, pois geram uma combinação linear dos valores amostrados para definir uma medida de grandeza no espaço, isso baseado apenas na geometria da distribuição espacial (BURROUGH; McDONNELL, 2004).

A escolha de um modelo apropriado diante da função matemática é fundamental para obter resultados razoáveis, os melhores resultados são obtidos quando o modelo se comporta de maneira similar ao fenômeno (MIRANDA, 2010), podendo variar de acordo com a disposição geográfica dos pontos amostrados e com a utilização de critérios estatísticos (SILVA et al., 2003). Entretanto, nenhum modelo é livre de imperfeições, devido às simplificações e adaptações necessárias que o modelo é submetido para ser viável e operacional (CRUCIANI et al., 2002). Assim, não se pode considerar preciso os valores calculados por nenhum método de interpolação, pois os valores estimados ou interpolados são uma estimativa da amostra determinada em campo caso fosse coletada (MIRANDA, 2010).

É necessário avaliar o desempenho dos interpoladores para cada variável estudada (CASTRO et al., 2010), sendo que a qualidade do modelo que estimará o dado desconhecido pode ser avaliada por meio da tabulação cruzada, ou seja, a comparação entre os dados reais e suas respectivas estimativas pelo interpolador escolhido. Esta qualidade depende da densidade e da distribuição dos dados que são utilizados no cálculo, além da existência de correlação entre os modelos estatísticos dos interpoladores e as variáveis em estudo (CASTRO et al., 2010).

### 2.2.1. Espacialização geoestatística

A geoestatística apresenta a krigagem como um preditor de valores de variáveis distribuídas no espaço e/ou no tempo por meio de valores adjacentes, quando considerados interdependentes pela análise variográfica (MARCUIZZO et al, 2011; YAMAMOTO; LANDIM, 2013). Usa a vizinhança amostrada com o intuito de modelar o fenômeno espacial, ou seja, determinar a distribuição espacial e a variabilidade espacial do fenômeno de interesse (SANTOS, et al., 2011; YAMAMOTO; LANDIM, 2013). A krigagem é uma abordagem mais analítica, onde os pesos são otimizados a cada ponto de interpolação para produzir uma superfície que satisfaça critérios estatísticos (MIRANDA, 2010), considerando a influência da posição das amostras sobre outros pontos, mutuamente (MELLO; SILVA, 2013).

A krigagem é um preditor baseado numa série de técnicas de análise de regressão, seja estas linear ou não; em que, procura atribuir pesos para minimizar a variância estimada a partir de um modelo prévio, e leva em consideração a dependência estocástica entre os dados amostrados no espaço (LANDIM, 2003), pois uma estrutura de dependência espacial de um processo estocástico aperfeiçoa as previsões, sem viés, isto é, não tendenciosa, e com variância mínima (SANTOS, et al 2011; MELLO; SILVA, 2013), em que a soma dos pesos de krigagem é sempre igual a 1 (MELLO; SILVA, 2013). É uma metodologia que pode ser comparada com os métodos tradicionais de previsão por meio de médias ponderadas ou médias móveis; entretanto, somente a krigagem apresenta estimativas não tendenciosas e mínima variância associada aos valores estimados (YAMAMOTO; LANDIM, 2013; MELLO; SILVA, 2013).

Com isto, para aplicar a metodologia, é fundamental estudar a continuidade espacial da variável em questão e a autocorrelação espacial, assumindo algumas hipóteses (intrínsecas e de estacionariedade) (MELLO; SILVA, 2013). A variação espacial na interpolação pela Krigagem é quantificada por um semivariograma, que consiste em um gráfico de dispersão da semivariância versus a distância dos pontos amostrados. A semivariância é a metade da variância e constitui em uma medida de dispersão.

O semivariograma experimental isotrópico, também chamado de semivariograma observado, é medido através dos dados amostrais por meio da Equação 2 e tem a função de analisar a dependência espacial dos dados amostrados (MARCUIZZO et al., 2011).

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i - h)]^2 \quad (2)$$

em que:

$\hat{\gamma}(h)$  = semivariâncias estimadas para os pontos amostrais que distam  $h$ ,  
 $N(h)$  = número de pares de valores medidos  $Z(x_i)$ ,  $Z(x_i + h)$ ; e  
 $h$  = vetor de separação dos pares.

A modelagem da distribuição e variabilidade espacial da variável de interesse geralmente é feita em malhas regulares, pois a malha regular permite uma inferência espacial com maior precisão, mas há também distribuição em malha irregular e transeto. Com os pontos amostrais é definida a função do semivariograma, que é feita antes da estabilização do alcance. Porém, pontos distantes, situados além do alcance do semivariograma, são considerados na análise. Pois, a krigagem apresenta um mecanismo interno de atenuação da influência desses pontos (YAMAMOTO; LANDIM, 2013). Por meio da Equação 2 o semivariograma é montado a partir de todas as possíveis combinações entre os pontos amostrados, a partir da variável de interesse à uma distância  $h$ . Ajustando o semivariograma experimental é possível ajustar o semivariograma teórico (Figura 1). Dos modelos de semivariogramas aplicados ao estudo de variáveis climáticas, constam o esférico (Sph), exponencial (Exp) e gaussiano (Gau), de acordo com as equações 3, 4 e 5, respectivamente (MELLO; SILVA, 2013).

Esférico

$$\gamma(h) = C_0 - C_1 \left[ \frac{3}{2} \cdot \left( \frac{h}{a} \right) - \frac{1}{2} \cdot \left( \frac{h}{a} \right)^3 \right] \quad (3)$$

Exponencial

$$\gamma(h) = C_0 - C_1 \left[ 1 - \exp\left(\frac{-3 \cdot h}{a}\right) \right] \quad (4)$$

Gaussiano

$$\gamma(h) = C_0 - C_1 \left\{ \left[ 1 - \exp\left[-3 \cdot \left(\frac{h}{a}\right)^2\right] \right] \right\} \quad (5)$$

em que:

$\gamma(h)$  = bins do gráfico semivariograma em função do vetor  $h$ ,

$C_0$  = efeito pepita; e

$C_1$  = Contribuição, diferença entre patamar e efeito pepita.

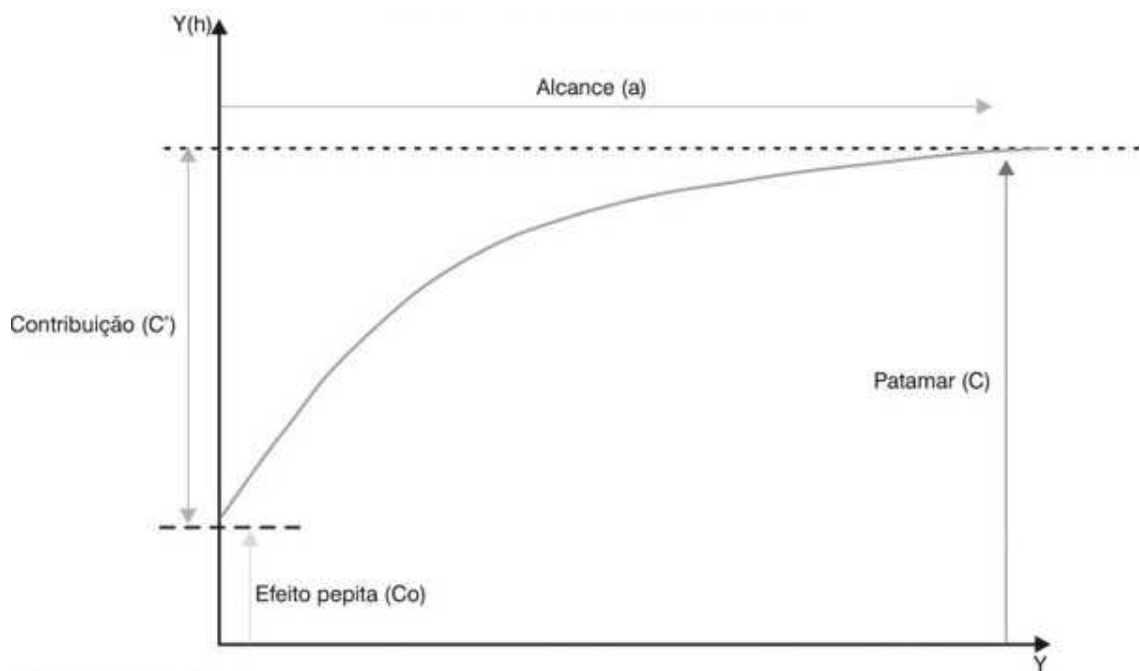


Figura 1 - Semivariograma experimental e teórico com a especificação dos parâmetros Efeito Pepita ( $C_0$ ), Contribuição ( $C_1$ ), Alcance ( $a$ ) e Patamar ( $C$ ).

O semivariograma apresenta quatro parâmetros: o alcance, patamar, efeito pepita e contribuição (ABREU et al., 2011;).

- Alcance: é uma distância  $h$  dentro da qual os dados observados apresentam dependência espacial (MELLO; SILVA, 2013).

- Patamar: é o nível em que o variograma se estabiliza e considera-se que não haja mais dependência espacial entre os dados observados a partir deste (ABREU et al., 2011). Quanto maior o valor do patamar, maior a dependência espacial dos dados amostrados (MELLO; SILVA, 2013).
- Efeito Pepita: refere-se ao ruído ou erro associado à pequena escala, isto é, a descontinuidade do semivariograma para distâncias inferiores à menor distância de interesse entre os dados amostrados. Apresenta uma incerteza do semivariograma para pequena escala (VIEIRA, 2000; ABREU et al., 2011; MELLO; SILVA, 2013).
- Contribuição: refere-se ao quanto de informação os pares de pontos estão fornecendo (ABREU et al., 2011).

Os modelos de semivariograma são ajustados de acordo com algumas metodologias, como: intuitivamente, onde os parâmetros do semivariograma são ajustados a “olho nu”; mínimos quadrados e máxima verossimilhança (XAVIER et al., 2010; MELLO; SILVA, 2013).

A análise do modelo ajustado pode ser feita por meio da validação cruzada (VIEIRA, 2000), considerando o erro médio das estimativas e o grau de dependência espacial (GD), adaptado de Zimback (2001) (Equação 6). Segundo este autor pode-se adotar as seguintes classificações de dependência espacial:  $GD \leq 25\%$  (fraco), entre 25 e 75% (moderado) e  $> 75\%$  (forte). A análise de dependência espacial reflete o quanto a variável em estudo pode ser explicada pela geoestatística (MELLO; SILVA, 2013).

$$GD(\%) = \left( \frac{C_1}{C_1 + C_0} \right) 100 \quad (6)$$

O variograma promove melhorias consideráveis por ser fundamentada na condição de variância mínima e não tendenciosidade. Reduzindo erros aleatórios através do controle de uma parcela desse erro e simulada pela influência da posição das amostras (VIEIRA, 2000). Quando não se obtém um modelo de correlação espacial dos dados, outros métodos de interpolação

não estocásticos podem ser considerados ao lugar da krigagem (YAMAMOTO; LANDIM, 2013).

### 2.2.1.1. Krigagem

A família de algoritmos ligados a krigagem abrangem a krigagem simples, krigagem média, krigagem ordinária, krigagem universal, entre outros. A krigagem simples assume condições de estacionariedade de segunda ordem e pressupõe que a média é conhecida e considerada constante em todo campo amostral, assim como a variância é considerada constante. Logo, esta média não é estimada ao longo das realizações (SANTOS, 2010; YAMAMOTO; LANDIM, 2013). Em uma malha não regular, a média não é a mesma em todo o campo amostral sendo que, a krigagem média estima uma média em torno de uma região caracterizada por uma vizinhança com “n” pontos mais próximos, e com isso encontra ponderadores melhores, minimizando a variância do erro, que é sujeita a condição de viés. A krigagem ordinária, é preditor mais usual (YAMAMOTO; LANDIM, 2013), representa a junção da krigagem simples e a krigagem média, sendo um método local de estimativa. Assim a estimativa em um ponto não amostrado ocorre em função da combinação linear dos valores encontrados na vizinhança próxima, e os pesos ótimos são calculados com base nas condições de restrições que o preditor não seja enviesado e que a variância de estimativa seja mínima (YAMAMOTO; LANDIM, 2013). A krigagem universal é usada nos casos em que a variável regional não seja estacionária, em que tenha remoção de tendência feita por polinômios de baixo grau. Assim, a análise do procedimento representa uma análise de resíduos (SANTOS, 2010).

A estatística da krigagem é feita calculando-se os pesos de cada localidade da vizinhança do ponto a ser predito, que pode ser feito segundo Thompson (1992) (MELLO; SILVA, 2013):

$$[A]^{-1}[b] = [\lambda] \quad (7)$$

em que:

$[A]^{-1}$  = matriz inversa de semivariância entre as localidades da vizinhança de um ponto;

$[b]$  = matriz de semivariância, entre as localidades vizinhas (com a variável estimada), e o ponto para o qual a variável será interpolada; e

$[\lambda]$  = matriz de pesos de krigagem.

### 2.2.1.2. Cokrigagem

A cokrigagem é um preditor geoestatístico pelo qual descreve as variações espacial ou temporal de diversas variáveis regionalizadas simultaneamente com base na correlação espacial entre si. E utilizada quando existe dependência espacial para cada variável e correlação entre estas, tornando possível utilizar esta técnica na estimativa de valores não amostrados (SILVA et al., 2010). A cokrigagem é uma extensão multivariada do método de interpolação krigagem, em que se pode ter, dentro de um mesmo domínio espacial em estudo, mais de uma variável vetor em análise, denominado multivariado por tratar de dois ou mais atributos dentro do mesmo campo aleatório (OLEA, 1999).

As variáveis de interesse na pesquisa são denominadas primárias, que são subamostradas, já variáveis secundárias, são utilizadas para melhorar a estimativa das variáveis primárias. A sua aplicação ocorre, frequentemente, quando a amostragem de uma variável primária é insuficiente e necessita-se melhorar a sua estimativa, ou quando a variável primária apresenta baixa auto correlação. Com isto, utiliza-se a correlação da variável primária com a variável secundária, mais densamente amostradas ou com alta continuidade espacial e alta auto correlação (YAMAMOTO; LANDIM, 2013).

Quando as variáveis primárias e secundárias são amostradas no mesmo ponto, denomina-se Isotopia; em pontos distintos, Heterotopia total; e quando as variáveis primárias e secundárias compartilham alguns pontos comuns, denomina-se Heterotopia parcial (WACKERNAGEL, 1995).

A função do semivariograma cruzado para a estimativa de uma variável deve ser uma combinação linear de variáveis primárias e secundárias dada por:

$$\hat{Z}(h_0) = \sum_{i=1}^{n_1} \lambda_{1i} Z_1(h_{1i}) + \sum_{j=1}^{n_2} \lambda_{2j} Z_2(h_{2j}) \quad (8)$$

em que:

$\hat{Z}(h_0)$  = variável a ser estimada a uma distância  $h_0$ ;

$Z_1(h_{1i})$  e  $Z_2(h_{2j})$  = variáveis primárias e secundárias a determinada distância, respectivamente;

$n_1$  = número de vizinhos usados no cálculo da variável primária; e

$n_2$  = número de vizinhos usados no cálculo da variável secundária.

No geral, o estudo é conduzido considerando uma variável primária e uma variável secundária. Para o número existente de variáveis primárias e secundárias são necessários  $n(n+1)/2$  variogramas e covariogramas cruzados. Quanto mais variáveis secundárias são adicionadas ao sistema de cokrigagem, mais instável se torna a estimativa em termos numéricos (YAMAMOTO; LANDIM, 2013).

Assim como a krigagem, a cokrigagem precisa da variância mínima e dados não tendenciosos para que o preditor seja ótimo (LIMA et al., 2016). Entretanto, a estimativa da cokrigagem pode ser mais precisa do que a krigagem de uma variável simples, isso quando o variograma cruzado apresenta dependência entre as duas variáveis (VIEIRA, 2000). Quando os pontos apresentam isotopia, não proporciona uma melhoria na aplicação substancial da cokrigagem em relação a krigagem. Apenas quando a variável primária tem um número extremamente reduzido de amostras, em relação à secundárias (heterotopia parcial), é que o resultado apresenta melhoria significativo (YAMAMOTO; LANDIM, 2013).

### **2.2.2. Método do Inverso da Distância elevada à uma Potência**

O método do inverso da distância consiste de uma média ponderada pelo inverso da distância dos valores dos dados dentro de uma vizinhança usada para estimar o valor da variável de interesse em local não amostrado (MELLO; SILVA, 2013). É um método considerado relativamente rápido e fácil de calcular, e de simples interpretação (LU; WONG, 2008).

Os pontos mais próximos do local estimado recebem um peso maior que os pontos mais distantes, o que torna os pesos de cada amostra inversamente proporcionais às distâncias do ponto a ser interpolado, pois o ponto da amostra perto do ponto interpolado tem maior influência na estimativa do que amostras mais distantes. Deve-se também ser considerado uma vizinhança, ou seja, dados amostrados dentro de um raio, no qual a distância da amostra ao ponto a ser interpolado for igual ou inferior a este raio, a amostra entrará no cálculo do ponto estimado (CECÍLIO; PRUSKI 2003; MIRANDA, 2010).

Dentro deste modelo, pode-se trabalhar com o inverso da distância simples e com vários outros expoentes para a distância, sendo relatado em alguns trabalhos as potências de 1 a 4 (MIRANDA, 2010; MELLO; SILVA, 2013), quinta potência por Cecílio; Pruski (2003) e sexta potência por Xavier et al. (2010). Com o aumento do expoente muda a taxa de decréscimo da função de ponderação e aumenta a distância de acordo com a Equação 9 (MELLO; SILVA, 2013).

$$\bar{P} = \frac{\sum_{i=1}^n \left\{ \left( \frac{1}{h_i^m} \right) \cdot P_i \right\}}{\sum_{i=1}^n \left( \frac{1}{h_i^m} \right)} \quad (9)$$

em que:

- $\bar{P}$  = Valor estimado na célula interpolada;
- $P_i$  = valor do posto de controle conhecida;
- $h_i$  = distância euclidiana (linha reta) entre  $\bar{P}$  e  $P_i$ ;
- $m$  = expoente da distância; e
- $n$  = o número de estações utilizadas.

Os pesos dos pontos que distam do ponto a ser interpolado são modificados pelo parâmetro de potência. A potência trabalha como um parâmetro de decaimento de distância, o peso do ponto é decrescente em relação à distância crescente (LU; WONG, 2008).

A utilização do expoente de base 2, ou seja, o inverso do quadrado da distância é mais aplicado (MELLO; SILVA, 2013) a base teórica para esta utilização é a semelhança com a teoria da física clássica, a Lei de Gravitação

Universal e Lei de Coulomb (Força e Campo Elétrico), ambas com enfraquecimento diretamente proporcional ao inverso da distância (MELLO et al., 2003; MELLO; SILVA, 2013).

### **2.3. Obtenção das equações de chuvas intensas por intermédio de interpolação espacial**

Na busca por estimar as chuvas intensas em locais desprovidos da equação de intensidade-duração-frequência (IDF), alguns autores, como Silva et al. (1999a) e Silva et al. (1999b), propuseram a interpolação dos parâmetros da equação de chuvas intensas ( $K$ ,  $a$ ,  $b$  e  $c$ ) por intermédio do método do inverso do quadrado da distância. O software Plúvio 1.3, desenvolvido por Pruski et al. (2002), disponibiliza os parâmetros da equação de chuvas intensas para qualquer localidade dos estados do Espírito Santo, Minas Gerais, Paraná, Rio de Janeiro e São Paulo, por meio de procedimentos de interpolação individual dos parâmetros da equação, utilizando o inverso da quinta potência da distância (CECÍLIO; PRUSKI, 2003).

Em estudo com dados de precipitação diária para o estado de São Paulo, Mello et al. (2003) observaram que existe boa dependência espacial dos parâmetros da equação de chuvas intensas ( $K$ ,  $a$ ,  $b$  e  $c$ ) para a aplicação do interpolador geoestatístico krigagem. Em comparação com o interpolador inverso do quadrado da distância, observaram que o parâmetro “ $a$ ” não apresentou diferença entre os métodos de interpolação, e que ambos os métodos proporcionaram baixos erros médios. Entretanto, a krigagem foi o método que proporcionou menores erros de interpolação dos parâmetros. Mello et al. (2003) concluíram também, que determinado parâmetro pode ser interpolado com maior precisão por um dos métodos, enquanto outro parâmetro pode ser melhor interpolado pelo outro método, sendo que estas precisões de predições influenciam a estimativa final da chuva intensa.

Em estudo relacionado à espacialização da precipitação média mensal, precipitação média do período seco e precipitação média anual no estado de Minas Gerais, Viola et al. (2010) analisaram o desempenho dos interpoladores krigagem, cokrigagem, inverso do quadrado da distância e regressão matemática. Dos resultados, observaram que a cokrigagem, utilizando a

altitude como variável secundária, apontou melhor desempenho, gerando menor erro absoluto médio na validação cruzada.

Recentemente algumas restrições têm sido evidenciadas quanto a aplicação das equações de chuvas intensas obtidas a partir da interpolação dos parâmetros K, a, b e c, especialmente para durações e períodos de retorno mais longos (CECÍLIO et al., 2009; SENNA et al., 2010; FIORIO et al., 2012). Alguns autores sugerem que o correto seria a interpolação da intensidade máxima de precipitação e não dos parâmetros da equação (SANTOS et al., 2009; MELLO et al., 2008).

Com isto, Xavier et al. (2014) propuseram estimar os parâmetros “K”, “a”, “b” e “c” por meio da espacialização das intensidades máximas médias de chuvas intensas, associadas a diversas durações e períodos de retorno para o estado do Espírito Santo. Dentre os objetivos específicos constava a verificação do melhor interpolador por meio da menor raiz quadrada do quadrado médio do erro.

O método proposto por Xavier et al. (2014) foi testado utilizando as equações de IDF definidas na região por dados pluviográficos, utilizando 96 combinações entre 6 períodos de retorno (2, 5, 10, 20, 50, 100 anos) e 16 durações (10, 20, 30, 40, 50, 60, 120, 240, 360, 420, 660, 720, 900, 1140, 1380 e 1440 minutos). Dos métodos de interpolação espacial, foram utilizados krigagem ordinária e inverso da distância elevada a potências de 1 a 5. A partir da espacialização das intensidades de precipitação foram definidos os parâmetros da equação de chuvas para cada pixel equivalente a 1km<sup>2</sup> no estado do Espírito Santo. O interpolador que apresentou melhor desempenho predominantemente foi o inverso da distância elevado a potência um e os erros obtidos foram satisfatórios.

### 3. MATERIAL E MÉTODOS

O presente estudo, resumidamente, consistiu da execução de seis etapas básicas, a seguir: i) seleção, para a área em estudo e adjacências, de equações de chuvas intensas previamente determinadas a partir da análise de dados pluviográficos; ii) cálculo, pelas equações selecionadas, das intensidades máximas médias de precipitação ( $i_m$ ) associadas a 96 diferentes combinações entre períodos de retorno (T) e durações (t); iii) seleção dos melhores modelos relativos a cada um dos interpoladores, geoestatísticos e determinísticos, para espacialização das 96  $i_m$  originárias de cada uma das combinações entre T e t; iv) estabelecimento, para a área em estudo, de conjuntos de mapas de  $i_m$  em uma grade regular de 2 km x 2 km, utilizando dos interpoladores avaliados (geoestatísticos e determinísticos), para cada uma das combinações entre T e t; v) estabelecimento dos parâmetros K, a, b e c, gerados por intermédio dos métodos de interpolação geoestatístico e determinístico, para cada célula da grade regular citada, e vi) seleção do melhor interpolador com base nos resultados obtidos. O fluxograma (Figura 2) mostra a esquematização das etapas da metodologia adotada, as quais estão apresentadas em detalhe na sequência.

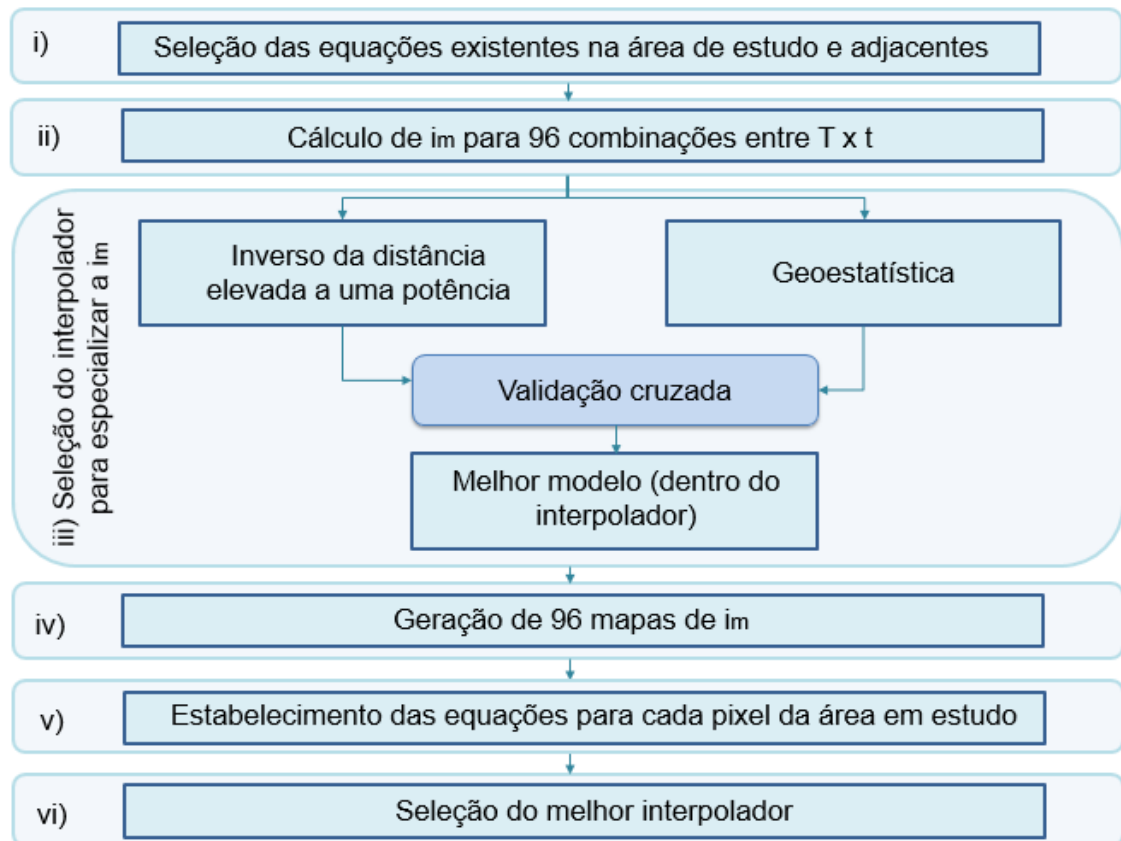


Figura 2 - Fluxograma do desenvolvimento do procedimento metodológico do estudo de obtenção dos parâmetros da equação de chuvas intensas.

### 3.1. Caracterização da área em estudos

O estudo foi conduzido para os estados de Minas Gerais, Espírito Santo e Rio de Janeiro, situados na região Sudeste do Brasil (Figura 3). Minas Gerais abrange uma área territorial de aproximadamente 586.521 km<sup>2</sup>, com população estimada de 20,90 milhões de habitantes. O Espírito Santo abrange uma área territorial de 46.089 km<sup>2</sup>, sendo o menos populoso, com 3,97 milhões de habitantes. Já o Rio de Janeiro, abrange a menor área entre os três estados, com aproximadamente 43.781 km<sup>2</sup>, e com uma população de 16,63 milhões de pessoas (IBGE, 2010).

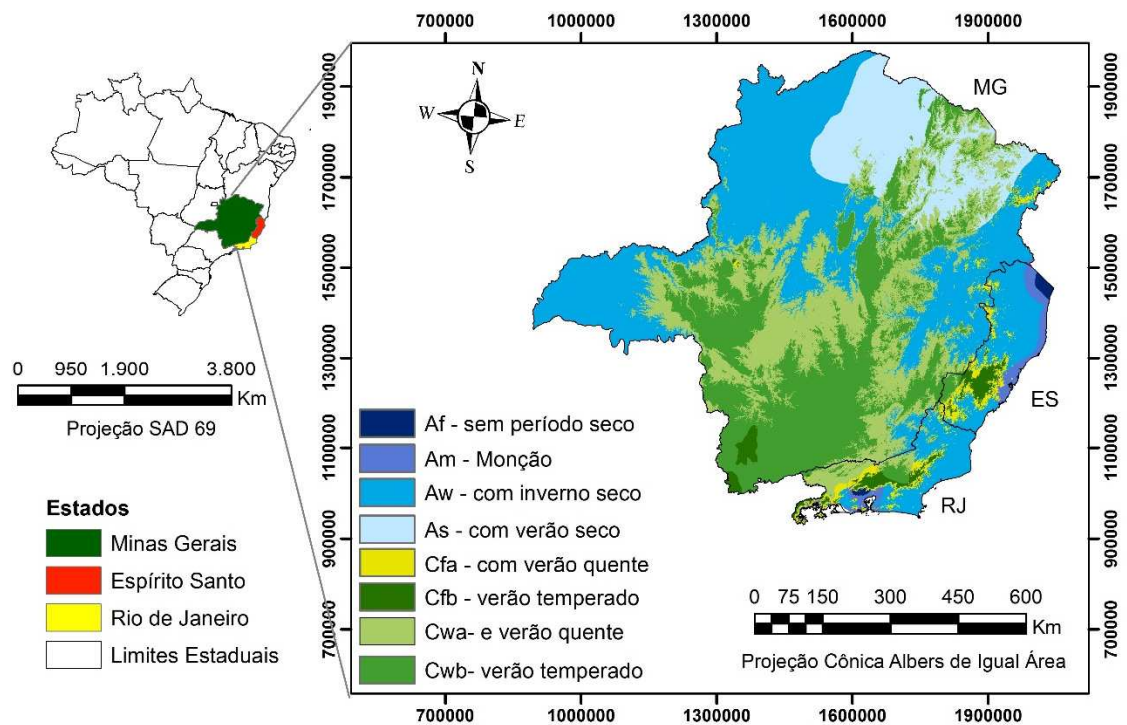


Figura 3 - Localização dos estados de Minas Gerais, Espírito Santo e Rio de Janeiro no Brasil bem como a classificação de Köppen por Alvares et al. (2013) para a área de estudo.

Segundo a classificação climática de Köppen, para a região em estudo por Alvares et al. (2013) (Figura 3), parte da região sul/sudoeste apresenta elevada altitude e clima subtropical, do tipo Cwb/Cwa, com variação média anual entre 1000 e 1600mm. O nordeste do estado de Minas Gerais, Vale do Jequitinhonha e Triângulo Mineiro, apresentam clima Aw, de invernos secos e verões quentes e chuvosos, com precipitação média anual de 1300mm até 1900mm. Em algumas regiões no extremo norte de Minas Gerais, com altitude inferior a 950m, predomina o clima As, caracterizado por verão seco, onde a precipitação média anual pode ser inferior a 700mm. Dos estados do Rio de Janeiro e do Espírito Santo ocorrem em alguns locais o clima tropical, sem período seco, do tipo Af. Na região montanhosa costeira do estado do Espírito Santo há a presença do clima Am de monção, de chuvas de até 1300mm ano<sup>-1</sup>, região em que a sazonalidade das chuvas começa a se tornar mais evidente.

### **3.2. Seleção das equações de chuvas intensas na área em estudo**

Utilizaram-se equações de chuvas intensas disponíveis na literatura, as quais foram estabelecidas pela análise de dados pluviográficos, nos estudos conduzidos por Freitas et al. (2001), para Minas Gerais; pela ANEEL (2001) e por Pinto (1999), para o Rio de Janeiro; por Freitas et al. (2001) e Pinto (1999) para Espírito Santo; e por Silva et al. (2002), para a Bahia. Tais equações foram estabelecidas para 226 localidades (ou estações pluviográficas), sendo 177 em Minas Gerais, 20 no Espírito Santo e 21 no Rio de Janeiro, e oito na Bahia. A tabela contendo a descrição dessas estações se encontra no Apêndice A, e a localização das estações encontra-se na Figura 4.

A utilização das equações pertinentes às estações pluviográficas da Bahia se deu no intuito de melhorar o efeito de borda da interpolação das  $I_m$ . Estabeleceu-se que as estações localizadas fora dos limites da área em estudo que seriam utilizadas estariam a uma distância máxima de 100 km dos limites. As equações de IDF existentes para localidades nos estados de São Paulo, Mato Grosso do Sul e Goiás (regiões vizinhas) não foram utilizadas para melhorar o efeito de borda devido ao fato de suas equações serem originárias da desagregação de dados pluviométricos, e não de dados pluviográficos.

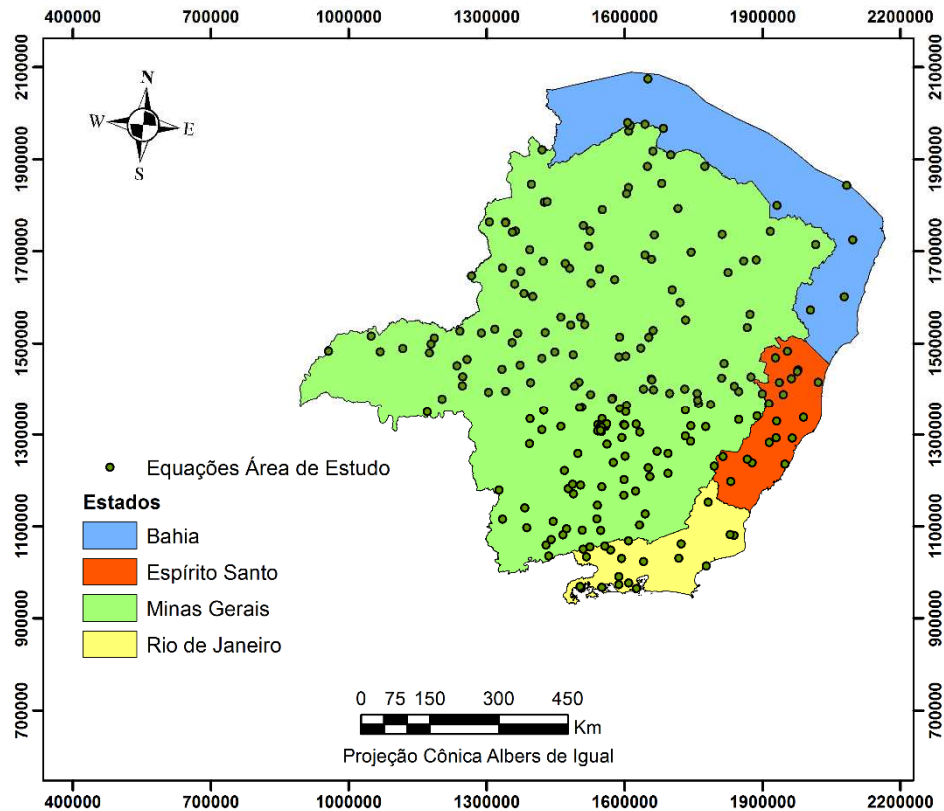


Figura 4 - Localização das equações de intensidade-duração-frequência (IDF) nos estados de Minas Gerais, Espírito Santo e Rio de Janeiro.

A região dos estados de Minas Gerais, Espírito Santo e Rio de Janeiro compreende três sistemas de coordenadas UTM, zona 22, 23 e 24. Portanto houve necessidade de transformação do sistema de coordenadas para unidades em metros livre de fuso, adotando-se a projeção Cônica Albers de igual área.

Pela técnica de análise espacial de eventos pontuais, estimador Kernel, foi calculada a densidade de estações na área em estudo (Equação 10) (MARTINEZ; MARTINEZ, 2007).

$$\hat{\beta}_1(x) = \sum_{h_i \leq l} \frac{3}{\pi l^2} \left(1 - \frac{h_i^2}{l^2}\right)^2 \quad (10)$$

em que:

$\hat{\beta}_1(x)$  = estimativa da densidade na posição geográfica x;

l = tamanho da banda que foi realizada a estimativa; e

$h_i$  = distância euclidiana entre o ponto  $x$  e a localização dos eventos observados ( $x_i$ ).

O método de Kernel é um estimador em que um dos parâmetros básicos é o raio de influência que abrange a vizinhança. Xavier et al. (2014) utilizaram o tamanho da banda ( $h$ ) de  $0,9^\circ$ , raio em torno de 56 km abrangendo área de 10.000 km<sup>2</sup>. No presente trabalho foi estabelecido o uso de 100 km de raio, o que resulta numa área em torno de 31.415 km<sup>2</sup>.

Estes procedimentos foram conduzidos no software Arcgis 10.2 /ArcMap® do ESRI.

### **3.3. Cálculo da $i_m$ associada a diferentes períodos de retorno e durações**

Para cada uma das 226 estações citadas, calcularam-se, utilizando as equações IDF estabelecidas na literatura, as intensidades máximas médias de precipitação ( $i_m$ ) para combinações entre seis períodos de retorno (2, 5 10, 20, 50 e 100 anos) e 16 durações (10, 20, 30, 40, 50, 60, 120, 240, 360, 420, 660, 720, 900, 1140, 1380 e 1440 minutos). Desta forma, cada estação apresentou 96 valores de  $i_m$  referentes a cada uma das combinações entre  $T$  e  $t$ .

### **3.4. Seleção de interpoladores para as intensidades máximas médias de chuvas intensas**

Para cada uma das 96 intensidades máximas médias de precipitação ( $i_m$ ) pontuais, referentes a diferentes localidades nos estados de Minas Gerais, Espírito Santo, Rio de Janeiro e sul da Bahia, foram feitas espacializações a fim de gerar mapas de  $i_m$  em todo o território. Para tal geração estabeleceu-se que seriam utilizados pixels (células) com dimensões de 2 km x 2 km. Desta forma, foram totalizados 96 mapas de  $i_m$ , cada um associado a um período de retorno específico e a uma duração específica. Todavia, antes de fazer a espacialização, foi necessário avaliar o modelo e método de interpolação com melhor desempenho.

Os modelos de interpolação avaliados foram: um método estocástico (geoestatística - GEO) e um método determinístico (inverso da distância elevada a potência - IDP). Dentro do modelo estocástico foram avaliadas a geoestatística baseada na Krigagem Simples (KS), Krigagem Ordinária (KO) e Cokrigagem (CK). Para os modelos GEO (KS, KO e CK), o trabalho foi conduzido por meio do pacote *gstat* (PEBESM; GRAELER, 2001) programa *R* (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2010).

No modelo determinístico, a potência utilizada para o interpolador IDP variou entre os expoentes de 1 a 6, aplicados a Equação 9. A interpolação espacial dos dados foi realizada segundo módulos em *MatLab* adaptado ao proposto por Xavier et al. (2010).

A validação cruzada foi aplicada com o intuito de inferir se as  $i_m$  foram preditas adequadamente em cada ponto onde estas eram conhecidas. O procedimento básico da validação cruzada foi a aplicação do mecanismo denominado *leave one out*. Este consistiu em remover uma das 226 estações e aplicar o interpolador avaliado de modo a prever o valor da  $i_m$  no ponto onde estava locada a estação. Tal procedimento foi repetido 225 vezes, de modo que todas as estações que foram retiradas da amostra, tiveram seu valor predito (interpolado), e retornaram à amostra. Este procedimento foi repetido para cada um dos modelos de interpolação avaliados e para cada uma das 96 combinações entre T e t.

Para a avaliação dos modelos foi utilizada a raiz do quadrado médio do erro (RMSE), calculada pela Equação 11, a partir da aplicação do procedimento de validação cruzada entre os dados observados e os dados preditos (interpolados). A RMSE foi calculada para cada método de interpolação e para cada uma das 96 intensidades de chuva.

$$RMSE = \sqrt{n^{-1} \sum_{i=1}^n (O_i - E_i)^2} \quad (11)$$

em que:

RMSE = raiz do quadrado médio do erro, mm h<sup>-1</sup>;

$n$  = número de observações, adimensional ;

$O_i$  = valor real da intensidade máxima de precipitação, mm h<sup>-1</sup>; e

$E_i$  = valor estimado por meio da interpolação, mm h<sup>-1</sup>.

### 3.4.1. Interpolador Geoestatístico

#### 3.4.1.1. Análise exploratória dos dados dos Semivariogramas

A análise exploratória dos dados e dos semivariograma foi aplicada em todos os modelos geoestatísticos (Krigagem Simples, Ordinária e Cokrigagem), entretanto na Cokrigagem considera-se a adição de uma variável secundária. Para as Krigagens Simples e Ordinárias, os dados que compõem o semivariograma estão dispostos de acordo com a equação do semivariograma (Equação 2). Foram testados os modelos da Krigagem Esférico, Exponencial e Gaussiano (Equações 3, 4, 5, respectivamente) pela função automática *autofitVariogram* do pacote *Automap* (HIEMSTRA, 2015) do programa *R* (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2010), neste o ajuste do semivariograma é dado pelos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO).

A análise do grau de dependência espacial foi testada como o erro médio das estimativas adaptado de Zimback (2001) (Equação 6). Nesta metodologia as classificações de dependência espacial são dadas por:  $GD \leq 25\%$ , (fraco); entre 25 e 75%, (moderado); e  $> 75\%$  (forte).

#### 3.4.1.2. Krigagem Simples

A Krigagem Simples usa “n” valores obtidos em pontos adjacentes para a estimativa de um local  $x_0$  não amostrado. Sob condição de estacionaridade de segunda ordem, a média e a variância de todos os locais são constantes, dependendo apenas das distâncias euclidianas que as separam, representadas na Equação 12.

$$\hat{Z}_{ks}(x_0) = m + \sum_{i=1}^n \lambda_i [Z(x_i) - m] \quad (12)$$

em que:

$\hat{Z}_{ks}$  = pontos estimado;

$Z(x_i)$  = ponto amostrado;

$m = E[Z(x)]$  = médias, as quais são assumidas como conhecidas; e

$\{\lambda_i, i=1, n\}$  = pesos associados aos n dados.

### 3.4.1.3. Krigagem Ordinária

A Krigagem Ordinária é um método local de estimativa, sendo que a predição de um ponto não conhecido ocorre em função da combinação linear dos valores encontrados na vizinhança próxima. O ponto é predito pela Equação 13:

$$\hat{Z}_{ko}(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (13)$$

em que:

$\hat{Z}_{ko}$  = ponto estimado;

$\{\lambda_i, i=1, n\}$  = pesos associados aos n dados; e

$(x_i)$  = ponto amostrado.

Cada peso ótimo é calculado sob duas condições de restrição:

- caso o preditor não seja enviesado (Equação 14),

$$E[\hat{Z}_{ko}(x_0) - Z(x_0)] = 0 \quad (14)$$

- e a variância estimada seja mínima (Equação 15).

$$\sigma_E^2 = E\left[\left(Z(x_0) - \hat{Z}_{ko}(x_0)\right)^2\right] - \left(E\left[Z(x_0) - \hat{Z}_{ko}(x_0)\right]\right)^2 \quad (15)$$

em que:

$E$  = esperança do erro;

$Z(x_0)$  = dado real amostrado; e

$\hat{Z}_{ko}$  = ponto estimado.

### 3.4.1.4. Cokrigagem

A Cokrigagem usa uma variável secundária para melhorar a predição dos dados, de preferência que tenha mais densidade de informação em relação à variável primária. Neste estudo foi utilizada a variável altitude como variável secundária no cálculo da espacialização por cokrigagem, empregando as altitudes referentes a cada coordenada das estações pluviográficas, contudo, a correlação entre variáveis principal e secundária deve ser boa para que a variável secundária auxilie na melhora da predição dos dados.

A associação entre a variável principal em estudo (precipitação) com a variável secundária (altitude) pode mostrar comportamento de dependência não linear. Neste caso, pode ser utilizado o coeficiente de dependência aleatória ou Randomizada (RDC) que define a dependência entre duas variáveis aleatórias com projeções aleatórias não-lineares (LOPEZ-PAZ; LOPEZ-PAZ; SCHÖLKOPF, 2013). Com isto, foi utilizado o coeficiente de correlação linear  $r$  de Pearson (PERSON, 1895) (Equação 16) e RDC (LOPEZ-PAZ; LOPEZ-PAZ; SCHÖLKOPF, 2013) (Equação 17), como coeficientes na análise da dependência espacial entre a intensidade máxima média de precipitação e a altitude. A equação de RDC é representada por uma matriz de covariância, onde:  $X$  tem estrutura  $p \times n$ , e  $Y$   $q \times n$ , ambas apresentam mesmo número de colunas; e os parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$  são vetores base da estrutura matricial (Equação 18).

$$r = \frac{\sum(X - \bar{X})(Y - \bar{Y})}{\sqrt{\sum(X - \bar{X})^2(Y - \bar{Y})^2}} \quad (16)$$

$$\text{rdc}(X, Y; k, s) := \sup \rho(\alpha^T \Phi(P(X); k, s), \beta^T \Phi(P(Y); k, s)) \quad (17)$$

$$\begin{pmatrix} 0 & C_{xx}^{-1}C_{xy} \\ CC_{yy}^{-1}C_{yx} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \end{pmatrix} = \rho^2 \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \end{pmatrix} \quad (18)$$

em que:

$X$  = variável principal, precipitação,  $\text{mm h}^{-1}$ ;  
 $Y$  = Variável secundária, altitude, m;  
 $k$  = número de projeções não-lineares;  
 $s$  = variância para a elaboração coeficientes de projeção;  
 $\alpha$  e  $\beta$  = vetores base; e  
 $C_{xy}$  = covariância de  $X$  e  $Y$ ; e  
 $C_{xx}$   $C_{yy}$  = assumem ser matrizes invertidas.

Foram gerados três semivariogramas para a análise Cokrigagem. Para o número existente de variáveis primárias e secundárias são desenvolvidos  $n(n+1)/2$  semivariogramas e covariogramas cruzados. Como são duas variáveis em questão são gerados três semivariogramas, sendo estes: da variável Intensidade máxima média de precipitação ( $i_m$ ), da variável altitude (Alt), e da cokrigagem ( $i_m \times \text{Alt}$ ). Esta etapa é realizada usando a equação da cokriagem (Equação 8).

O ajuste do semivariograma foi feito pelo *autofitVariogram* função do pacote *Automap* (HIEMSTRA, 2015) do programa *R* (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2010). Foram testados os modelos da krigagem esférico, exponencial e gaussiano (Equações 3, 4, 5) ajustados pelos mínimos quadrados ordinários (MQO).

### 3.4.2 Interpolador Inverso da Distância Elevado à Potência

Para o interpolador Inverso da Distância Elevado à Potência foram utilizados expoentes variando de 1 a 6, como mencionado no item 3.4, conforme a Equação 9.

A opção da escolha da interpolação utilizando até a sexta potência da distância ocorreu pelo fato de Cecílio e Pruski (2003) e Cecílio et al. (2009) terem observado melhor desempenho na interpolação utilizando o modelo do inverso da quinta potência da distância; e por Xavier et al. (2014) aplicarem, em sua metodologia para a espacialização das chuvas intensas, o inverso da distância até a sexta potência.

O módulo em *MatLab* proposto por Xavier et al. (2010), no qual a presente etapa foi conduzida, passou por adaptação. Na adaptação, para

todos os casos de combinação entre T e t, a interpolação foi feita sem considerar a significância do p-valor, ou seja, nos dados de Xavier et al. (2010) quando a combinação mostra-se não significativa em relação ao p-valor, maior que 0,5, a espacialização não é feita e a média dos dados representa a amostra.

### 3.5. Estabelecimento dos parâmetros das equações de chuvas intensas para cada metodologia de interpolação

Realizou-se o ajuste das novas equações de chuvas intensas aos dados interpolados (Equação 19), para cada método de interpolação, estimando-se novos parâmetros  $\hat{K}$ ,  $\hat{a}$ ,  $\hat{b}$  e  $\hat{c}$ , correspondentes a cada pixel de 2km x 2km da grade matricial. O ajuste foi feito por meio de regressão múltipla não linear, utilizando o software *MatLab* assim como Xavier et al. (2010). Neste ajuste necessita-se uma definição inicial dos parâmetros, para isso foi utilizada a média dos valores dos parâmetros das 226 equações de chuvas intensas: 3.104 para “K”, 0,1927 para “a”, 27,20 para “b”, e 0,911 para “c”. Desta forma, estabeleceram-se 180.517 equações para Minas Gerais, 14.177 equações para o Espírito Santo e 13.494 equações para o Rio de Janeiro, totalizando 208.188 equações de chuvas intensas para a área de estudo, uma para cada pixel de 2km x 2km.

$$\hat{I}_m = \frac{\hat{K}T^{\hat{a}}}{(t + \hat{b})^{\hat{c}}} \quad (19)$$

em que:

$\hat{I}_m$  = intensidade máxima média da precipitação predita, mm h<sup>-1</sup>;

T = período de retorno da precipitação, anos;

t = duração da precipitação, minutos; e

$\hat{K}$ ,  $\hat{a}$ ,  $\hat{b}$ ,  $\hat{c}$  = parâmetros de ajuste estatístico estimados para cada região.

Uma nova equação de chuvas intensas foi definida ( $\hat{I}_m$ ) para cada pixel de 2km x 2km, para uma das duas metodologias, Geoestatística e Inverso da

Distância Potência. Foram espacializadas a  $\widehat{i}_m$  predita na área de estudo para as 96 combinações entre T e t, e ambas metodologias, e definiu-se que três destas seriam comparadas.

### 3.6. Análise dos resultados

A comparação pontual entre a equação predita ( $\widehat{i}_m$ ) e a equação original de chuvas intensas ( $i_m$ ), que constam na literatura previamente preditas, em cada estação foi feita por meio do Módulo do Erro Médio Percentual (MEMP) conforme a Equação 20. Assim, a seleção do melhor interpolador para a espacialização de chuvas intensas na área de estudo foi designada a partir dos resultados da análise comparativa do MEMP produzidos pelas metodologias de interpolação bem como da espacialização da  $\widehat{i}_m$  de ambos.

$$\text{MEMP} = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{|i_m - \widehat{i}_m|}{i_m}}{n} 100 \quad (20)$$

em que:

$i_m$  = Intensidade máxima média observada, mm.h<sup>-1</sup>; e

$\widehat{i}_m$  = Intensidade máxima média estimada, mm.h<sup>-1</sup>.

Após a definição do melhor interpolador (geoestatístico ou determinístico) foi feita a análise pontual e espacial do Erro Médio Percentual (EMP) das estações presentes na área em estudo, por meio da Equação 21. Foram selecionadas as três estações que apresentam maior EMP para o estado de Minas Gerais, Espírito Santo e Rio de Janeiro.

$$\text{EMP} = 100 \frac{(i_m - \widehat{i}_m)}{i_m} \quad (21)$$

## 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 4.1. Seleção dos interpoladores para as intensidades máximas médias de precipitação

#### 4.1.1. Interpoladores Geoestatísticos

Na Tabela 1 são apresentados os interpoladores Geoestatísticos com melhor desempenho na interpolação das  $i_m$  pertinentes a cada uma das 96 combinações entre período de retorno (T) e duração (t). Também são apresentados os parâmetros do semivariograma de cada combinação, bem como as estatísticas referentes à dependência espacial (GD) e ao desempenho na interpolação por meio da raiz do quadrado médio do erro (RMSE).

Tabela 1 - Resultado dos modelos/métodos das 96 combinações de t e T que apresentaram menor raiz do quadrado médio do erro (RMSE) e grau de dependência (GD) pela Geoestatística

T (anos)	t (min)	Interpolador	Modelo	Alcance (km)	Pepita - Co	Contribuição - C1	GD (%)	RMSE (mm h <sup>-1</sup> )
2	10	KS	Sph	160,335	148,23	-	0,00	11,78
2	20	KO	Sph	2388,01	64,22	35,12	35,36	8,57
2	30	CK	Gau	1427,882	-77,33	1267,66	94,25	7,77
2	40	KS	Gau	557,2925	42,12	30,19	41,75	7,15
2	50	KS	Sph	651,5729	36,65	33,38	47,67	6,60
2	60	CK	Gau	1524,259	-67,30	3621,73	98,18	6,21
2	120	CK	Sph	3146,106	-16,41	1546,37	98,95	4,43
2	240	CK	Sph	2902,739	-13,26	985,64	98,67	3,02

T (anos)	t (min)	Inter- polador	Modelo	Alcance (km)	Pepita - Co	Contribuição - C1	GD (%)	RMSE (mm h <sup>-1</sup> )
2	360	CK	Sph	3099,399	-11,81	782,60	98,51	2,42
2	420	CK	Sph	3246,138	-11,24	724,44	98,47	2,24
2	660	CK	Gau	386,5642	-18,41	106,89	85,31	1,77
2	720	CK	Gau	288,703	-15,46	77,04	83,29	1,69
2	900	CK	Gau	153,8676	-7,72	53,87	87,46	1,50
2	1140	CK	Gau	100,5732	-3,00	43,64	93,56	1,33
2	1380	KO	Sph	100,6507	1,27	0,21	14,39	1,20
2	1440	KO	Sph	83,14455	1,20	0,21	14,73	1,18
5	10	KO	Sph	1228,651	180,33	-	0,00	13,71
5	20	KO	Gau	2130,47	90,84	47,70	34,43	10,38
5	30	KS	Gau	2789,49	71,97	61,51	46,08	9,28
5	40	KS	Gau	3071,57	61,12	62,68	50,63	8,52
5	50	KS	Sph	3092,099	52,89	56,63	51,71	7,88
5	60	CK	Sph	3019,609	-2,01	2574,71	99,92	7,33
5	120	CK	Sph	2631,715	-1,49	1911,45	99,92	5,24
5	240	CK	Sph	2630,791	-4,79	1291,55	99,63	3,57
5	360	CK	Sph	2875,794	-5,99	1048,30	99,43	2,87
5	420	CK	Sph	3045,191	-6,22	981,96	99,37	2,65
5	660	CK	Gau	464,1248	-20,37	200,71	90,79	2,11
5	720	CK	Gau	318,1959	-16,41	126,00	88,48	2,01
5	900	CK	Gau	164,31	-6,55	82,48	92,65	1,78
5	1140	KS	Gau	106,3588	2,19	0,36	14,02	1,57
5	1380	KS	Gau	69,95999	1,76	0,32	15,24	1,43
5	1440	KS	Gau	85,53052	1,68	0,31	15,68	1,40
10	10	KO	Gau	1386,563	242,82	-	0,00	16,11
10	20	KO	Sph	1913,465	125,99	56,55	30,98	12,16
10	30	KS	Sph	2258,992	100,01	60,00	37,50	10,82
10	40	CK	Sph	2415,079	19,54	2769,99	99,30	9,88
10	50	CK	Sph	2455,852	21,69	2888,73	99,25	9,12
10	60	CK	Sph	2448,225	21,71	2860,44	99,25	8,47
10	120	CK	Sph	2308,117	13,86	2204,63	99,38	6,02
10	240	CK	Sph	2423,93	4,00	1544,35	99,74	4,10
10	360	CK	Sph	2700,164	0,11	1275,66	99,99	3,28
10	420	CK	Sph	2885,002	-0,95	1206,04	99,92	3,03
10	660	CK	Gau	597,9767	-22,59	380,08	94,39	2,43
10	720	CK	Gau	351,304	-17,45	182,26	91,26	2,31
10	900	CK	Gau	171,8498	-5,30	110,49	95,42	2,04
10	1140	CK	Gau	109,9205	2,16	89,23	97,64	1,80
10	1380	CK	Gau	81,38268	5,34	75,20	93,37	1,63
10	1440	CK	Gau	103,127	2,19	72,62	97,07	1,60
20	10	KS	Sph	1465,033	340,69	69,40	16,92	19,13
20	20	CK	Sph	1759,469	37,60	2204,27	98,32	14,51
20	30	CK	Sph	1930,436	53,17	2935,45	98,22	12,78
20	40	CK	Sph	2014,438	56,36	3222,46	98,28	11,62

T (anos)	t (min)	Inter- polador	Modelo	Alcance (km)	Pepita - Co	Contribuição - C1	GD (%)	RMSE (mm h <sup>-1</sup> )
20	50	CK	Sph	2050,073	55,11	3280,32	98,35	10,68
20	60	KO	Gau	2059,923	89,30	46,94	34,45	9,90
20	120	CK	Sph	2046,791	33,59	2536,24	98,69	7,00
20	240	CK	Sph	2229,049	15,37	1821,62	99,16	4,74
20	360	CK	Sph	2543,641	8,03	1538,74	99,48	3,79
20	420	CK	Sph	2722,591	5,93	1457,63	99,59	3,48
20	660	CK	Gau	1374,993	-26,03	2135,18	98,80	2,80
20	720	CK	Gau	403,9787	-19,06	273,15	93,48	2,65
20	900	CK	Gau	179,8993	-3,77	145,43	97,47	2,34
20	1140	KS	Gau	112,9627	3,76	0,64	14,56	2,06
20	1380	CK	Gau	104,5898	5,61	99,00	94,63	1,88
20	1440	CK	Gau	60,18299	13,26	93,44	87,57	1,84
50	10	CK	Sph	1519,078	65,21	2067,96	96,94	24,50
50	20	KS	Sph	1625,914	317,92	-	0,00	19,03
50	30	KS	Sph	1688,343	245,73	-	0,00	16,53
50	40	CK	Sph	1725,466	120,66	4103,99	97,14	14,66
50	50	KO	Sph	1745,079	170,59	-	0,00	13,59
50	60	KS	Sph	1753,974	145,67	-	0,00	12,65
50	120	KS	Sph	1775,517	70,76	-	0,00	8,87
50	240	CK	Sph	1993,982	35,33	2233,32	98,44	5,80
50	360	CK	Sph	2347,782	22,00	1941,02	98,88	4,61
50	420	CK	Sph	2516,397	18,09	1841,39	99,03	4,24
50	660	CK	Gau	16464,06	-28,70	400469,48	99,99	3,38
50	720	CK	Gau	564,4391	-22,81	581,45	96,22	3,24
50	900	CK	Gau	192,7041	-1,46	205,33	99,30	2,83
50	1140	KO	Gau	116,4674	5,46	0,94	14,74	2,49
50	1380	KS	Gau	97,19968	4,36	0,85	16,28	2,25
50	1440	KS	Gau	95,92362	4,15	0,83	16,61	2,20
100	10	KS	Sph	1542,825	836,29	-	0,00	30,15
100	20	KO	Sph	1557,329	488,34	-	0,00	23,16
100	30	KS	Sph	2210,125	26,89	-	0,00	19,99
100	40	CK	Sph	1594,054	183,82	4995,82	96,45	17,65
100	50	KS	Gau	27725,2	14,06	12594,13	99,89	16,52
100	60	KO	Sph	1620,014	215,79	-	0,00	15,09
100	120	CK	Sph	1650,841	101,85	3597,41	97,25	10,26
100	240	CK	Sph	1833,631	55,09	2585,36	97,91	6,79
100	360	CK	Sph	2210,125	35,86	2294,18	98,46	5,38
100	420	CK	Sph	2386,271	30,16	2191,85	98,64	4,94
100	660	CK	Gau	27725,2	-30,24	1427419,79	100,00	3,93
100	720	CK	Gau	1475,788	-27,92	3925,78	99,29	3,77
100	900	CK	Gau	205,4069	0,28	264,49	99,89	3,29
100	1140	CK	Gau	118,9196	16,72	206,80	92,52	2,88
100	1380	KO	Gau	99,84945	5,83	1,12	16,13	2,59
100	1440	KS	Gau	88,54832	5,51	1,12	16,96	2,54

Observa-se que, dentre os modelos Geoestatísticos utilizados, a Cokrigagem apresentou, na maior parte das combinações, melhor desempenho (menor RMSE). Esta foi melhor para 61 combinações; seguida da Krigagem Simples, a qual apresentou menor RMSE na espacialização de 22 combinações; e da Krigagem Ordinária, que espacializou melhor 13 combinações.

Em se tratando de estudos referentes a precipitações, a Krigagem Ordinária (KO) tem sido o interpolador mais aplicado em diversos trabalhos, que conduziram à análise exploratória dos dados na geoestatística por meio deste (XAVIER et al., 2010; MELLO; VIOLA, 2012; OLIVEIRA, et al., 2012; OZTURK; KILIC, 2016), o que se deve ao fato de ser um interpolador que faz a utilização de uma “média móvel” para a predição da variável, ou seja, cada ponto é interpolado com base em uma média que é estabelecida pela distância entre os vizinhos amostrados. As distâncias entre os vizinhos não são constantemente as mesmas em cada ponto predito, conseqüentemente a média não é fixa, diferentemente da metodologia da Krigagem Simples (KS), que utiliza a mesma média em toda análise exploratória dos dados.

Entretanto, Wood e Miller (2016) também apresentaram comparação entre KS e KO em estudo, sendo que a KS apresentou menor RMSE em relação a KO, porém a diferença foi pequena e os resultados não apresentaram diferença significativa, mas por ser metodologia menos robusta a KS acaba sendo recomendada.

Todavia, no presente trabalho, a Cokrigagem (CK) apresentou desempenho superior em relação à KS e à KO na maioria dos casos. Outros estudos revelam melhorias da predição da precipitação quando utilizada a altitude como variável secundária por meio da CK, como exemplo de CUNHA et al. (2013) em estudo da espacialização da precipitação média anual, para períodos seco e úmido para o Espírito Santo; e VIOLA et al. (2010) em análise da espacialização das precipitações média mensal, anual e no período seco em Minas Gerais.

Zare Chahouki et al. (2014) analisaram o uso da Cokrigagem com o mesmo número de pontos amostrados entre a variável principal e a variável secundária (CCK) e um maior número de pontos da variável secundária em

relação à variável principal (OCK), em estudo da espacialização do total precipitado mensal. O resultado mostrou que a variável resposta tem melhores valores preditos quando utilizado um maior número de informações da variável secundária em relação à principal (OCK). No presente trabalho, mesmo utilizando a mesma quantidade de pontos amostrais de altitude e precipitação, a altitude auxiliou na predição dos dados na geoestatística.

Relacionando-se os resultados do presente trabalho com as conclusões de Zare Chahouki et al. (2014), acredita-se que há possibilidade de que o desempenho da Cokrigagem fosse ainda melhor, caso utilizado um maior número de amostras de altitude em relação variável primária na espacialização. Zare Chahouki et al. (2014) também indicaram a utilização de outras variáveis visando a melhoria da interpolação, como proximidade de grandes corpos de água e cobertura do solo numa abordagem da krigagem multivariada, o que também pode ser considerado em futuros trabalhos relacionados às intensidades máximas de chuvas.

O RMSE apresentou valores variando entre 1,17 a 30,15mm h<sup>-1</sup>. Em virtude da vasta extensão territorial em relação à quantidade de estações em estudo, o valor obtido do RMSE pode ser considerado baixo, conforme constatações de Xavier et al. (2014), os quais encontraram RMSE variando de 1,0 a 16,4 mm h<sup>-1</sup> na espacialização da  $i_m$  no estado do Espírito Santo.

Observa-se também a tendência de menores valores de RMSE associados às maiores durações e menores períodos de retorno, comportamento também observado no trabalho de Xavier et al. (2014). Este resultado deve-se ao fato de que: a magnitude da  $i_m$  cresce à medida que aumenta o período de retorno e decresce com o aumento da duração do evento (CARDOSO, 1998; MELLO; SILVA, 2013). Desta forma, o RMSE aumenta com o aumento da  $i_m$ , pois menores valores numéricos de  $i_m$ , apresentam menores diferenças entre observado e predito, que, submetidos à equação de RMSE produzem resultados baixos. De modo oposto,  $i_m$  com maiores magnitudes, que apresentam maior diferença entre a observada e a predita, geram valores de RMSE superiores.

Ainda observando a Tabela 1, verifica-se que o grau de dependência espacial (GD) mostrou-se forte (maior que 75%) em 62 das combinações; moderado (entre 25 e 75%) em 21; e fraco (inferior a 25%) em 13 destas. Em

média o GD foi de 68,7%, semelhante ao obtido por Mello e Viola (2012) para o estado de Minas Gerais (62,93%). Considerando apenas as combinações de  $i_m$  interpoladas pela Krigagem Ordinária, Xavier et al. (2014) obtiveram GD médio de 66,6% para a  $i_m$  no Espírito Santo. No presente trabalho, nas combinações em que a Cokrigagem apresentou melhor desempenho, houve tendência de maiores valores de GD. Os casos em que o GD foi fraco predominaram nas combinações com maiores valores de  $t$ , isto é, nas chuvas com maiores durações, por apresentarem menor magnitude da  $i_m$ .

Souza et al. (2014) observaram que há redução da dependência espacial com a redução do número de pontos. Assim, considera-se que o aumento do tamanho da amostra (número de estações pluviográficas) e uma maior homogeneidade em sua distribuição espacial na área, implicaria em maior dependência espacial e, conseqüentemente, melhoria na predição da variável de interesse.

Das 96 combinações 12 combinações apresentaram nenhum GD devido ao fato de apresentar pepita puro, ou seja, o efeito pepita foi muito superior ao patamar e conseqüentemente não houve contribuição nem dependência espacial dos dados. O efeito pepita puro pode estar relacionado a erro analítico, no qual a variabilidade é não explicada, ou há ausência de dependência espacial (BERTOLANI; VIEIRA, 2001; SEIDEL; OLIVEIRA, 2014). O aumento do efeito pepita, alcance e erro, ocorre com a redução do número de pontos amostrados e com o aumento da distância entre os pontos (SOUZA et al., 2014). A redução do efeito pepita pode ser alcançada com a adição de maior número de dados amostrais.

A Figura 5 representa a densidade de estações pluviográficas na área de estudo, calculada por meio do estimador Kernel, considerando um raio de 100 km. Observa-se que a distribuição das estações é não homogênea. A densidade máxima de estações foi cerca de 17 estações no raio de 100 km, e encontra-se próximo a capital do estado de Minas Gerais, cidade de Belo Horizonte. Em contrapartida, há regiões com ausência de estações para este raio, como nordeste do estado de Minas Gerais oeste do Triângulo Mineiro.

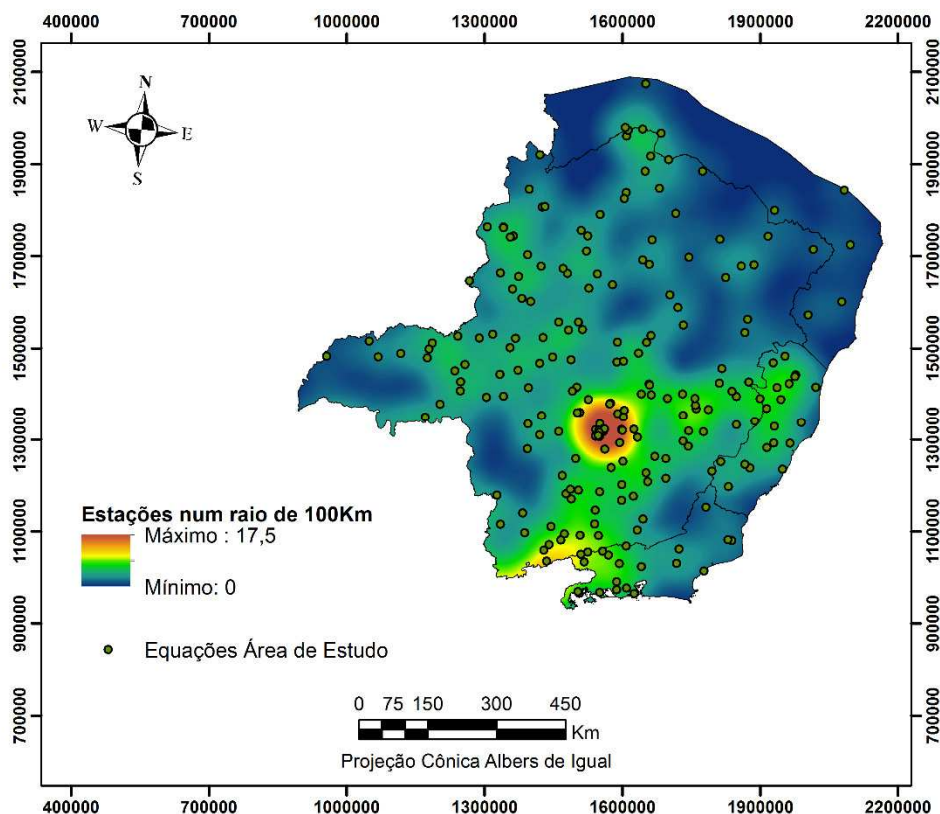


Figura 5 – Densidade por estimador Kernel das equações de intensidade máxima de precipitação proveniente de estações pluviográficas no estado de Minas Gerais, Espírito Santo e Rio de Janeiro.

Xavier et al. (2010) estimou baixa densidade de estações, para a área de 46.097 km<sup>2</sup> referente ao estado do Espírito Santo; considerando raio em torno de 56 km pelo estimador Kernel e utilizando 59 estações, sendo 20 dentro do estado.

Em estudo sobre a densidade amostral para gerar o Modelo Digital de Elevação, Chaplot et al. (2006) afirmam que Modelos Digitais de Elevação gerados com baixa densidade amostral tendem a reproduzir atributos topográficos com super ou subestimativas. O mesmo pode ocorrer com a interpolação da precipitação com baixa densidade amostral.

A densidade de dados amostrais, tamanho da amostra e distribuição desta implicam diretamente no efeito da espacialização. Uma vez que, objetiva-se uma predição próxima da realidade, a baixa amostragem da variável principal, a aglomeração de estações em determinadas regiões e a escassez em outras, podem inferir em predições menos precisas, sobretudo

na interpolação geoestatística. Desta forma, o aumento de estações auxiliares na geração de dados primários de qualidade além de garantir a qualidade de análises e estudos que irão contribuir para o planejamento dos recursos hídricos de forma mais fidedigna da realidade.

A configuração dos semivariogramas apresentaram variação de cada componente (que compõe o semivariograma) em relação às combinações entre períodos de retorno e durações. No geral, o aspecto visual do semivariograma comportou-se de maneira semelhante. Na Figura 6 há um exemplo dos 96 semivariogramas. Esta combinação é referente a dois anos de período de retorno e 50 minutos de duração. Nesta combinação, o efeito pepita foi de 36,65m, patamar de 70m, contribuição de 33,38m e dependência espacial moderada, em torno de 47,67%.

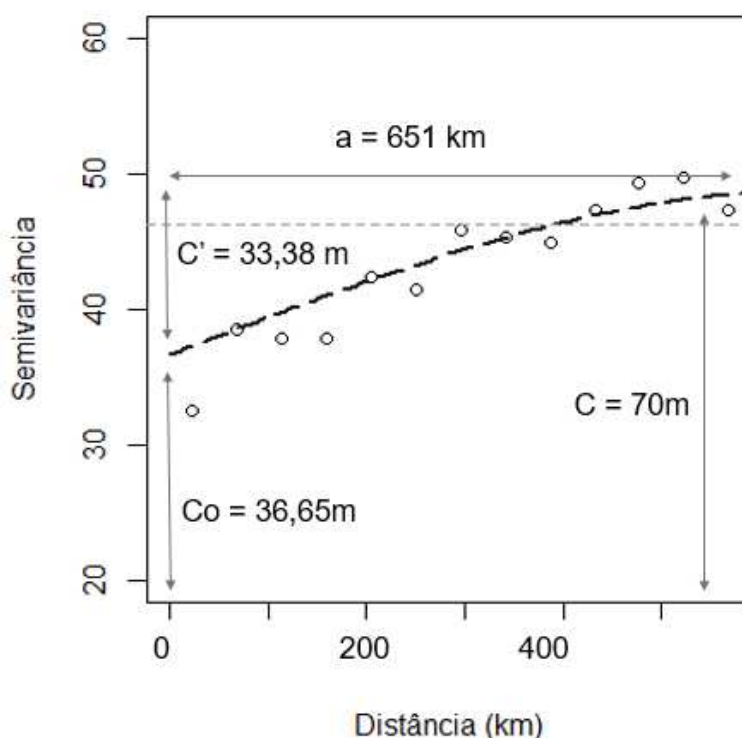


Figura 6 - Semivariogramas experimentais da Krigagem da combinação de intensidade máxima média de precipitação de período de retorno 2 anos e duração de 50 minutos.

Conhecer o alcance fornecido pelo semivariograma é essencial para a análise dos resultados obtidos, pois este representa a distância limite da

dependência espacial (RIGHI; BASSO, 2016). No caso do semivariograma da Figura 6, o alcance obtido foi de 651,572 km (Tabela 1), a  $i_m$  que ocorre em determinado ponto pode influenciar a  $i_m$  em um raio de 651 km deste ponto. O alcance remete distância na qual os dados observados apresentam dependência espacial, entretanto há alcances altíssimos, de até 27 mil km, que não necessariamente refere-se à dependência espacial das chuvas intensas a esta distância, logo a análise dos dados deve ser conjunta demais variáveis que compõe o semivariograma e a metodologia da geoestatística.

Na interpolação pela Cokrigagem foi utilizada a altitude como variável secundária com o intuito de melhorar a espacialização da variável principal,  $i_m$ . Como há duas variáveis em análise, resultou-se em três semivariograma, um referente somente à  $i_m$  ( T5 t 60), outro à altitude (Alt), e o terceiro ao variograma cruzado entre  $i_m$  e altitude (T5 t 60 x Alt), Figura 7. O variograma cruzado é o de interesse na análise pela Cokrigagem. Como exemplo, foi apresentado apenas uma das 61 espacializações conduzidas pela Cokrigagem, referente à combinação de 5 anos de período de retorno e 60 minutos de duração. A  $i_m$  de precipitação apresentou correlação inversamente proporcional a altitude. Em função desta correlação inversamente proporcional o semivariograma cruzado (T5 t 60 x Alt) foi formado invertido, o que gera efeito pepita e patamar negativos.

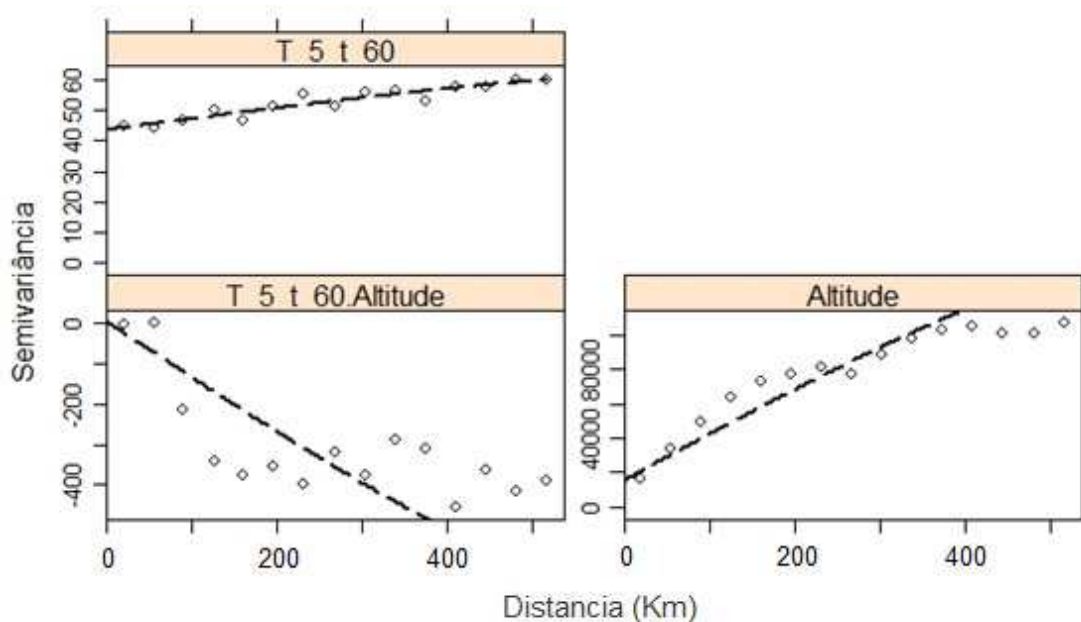


Figura 7 - Semivariogramas da cokrigagem, da intensidade máxima média de precipitação de período de retorno de 5 anos e duração de 60 minutos

(T5 t60), da Altitude (Alt) e da cokrigagem (T5t60.Alt), para a combinação de 5 anos de período de retorno e 60 minutos de duração.

O uso da cokrigagem é mais eficaz quando as covariáveis são altamente correlacionadas (ZARE CHAHOUKI et al. 2014). A correlação entre variável principal e secundária deve ser satisfatória para que a variável secundária contribua com o melhoramento dos resultados.

A correlação  $r$  apresenta variação entre -1 a 1, quanto mais próximo a unidade, seja está positiva ou negativa, maior a correção linear entre as variáveis em estudo. Contraditoriamente, quando a correlação se aproxima de zero, menor a correlação linear entre as variáveis em estudo. Já o RDC, apresenta amplitude de 0 a 1, porém segue o mesmo condicional, quanto mais próximo à unidade, maior a correlação de dependência aleatória, e quanto mais próximo de zero, menor a correlação de dependência aleatória.

Quando analisado as 96 combinações período de retorno e duração testadas, o  $r$ , em sua maioria foram negativos, exceto em 5 dessas combinações: 2 anos, 10 e 20 minutos; 5 anos, 10 e 20 minutos; e 10 anos e 10 minutos; a média foi de -0,13, e variou de 0,12 a -0,24. Em relação ao  $r$ , o RDC apresentou maior correlação entre as variáveis, com média de 0,26, variando de 0,19 a 0,32.

A correlações negativas entre as variáveis, descrita pelo  $r$ , indica que a correlação entre a variável  $i_m$  e altitude é inversamente proporcional. Espera-se que locais mais baixos e litorâneos apresentem maior  $i_m$  (MARQUÍNEZ et al., 2003), porém, devido ao vasto território de estudo e vasta variação climática, há divergência em relação a essa ideia, sendo que há indícios de ocorrência de maior  $i_m$  em locais mais altos como no sul de Minas Gerais e menor  $i_m$  em locais mais baixos, como no norte de Minas Gerais.

A entrada principal de água na bacia hidrográfica é por meio da precipitação, ou seja, a resposta hidrológica da bacia está condicionada à distribuição espacial e temporal da precipitação juntamente com outros fatores como o solo e seu uso (VIOLA et al., 2010). Em geral, há maior volume precipitado em pontos de maior altitude, como visto em alguns trabalhos (CARVALHO; ASSAD; PINTO, 2012; CUNHA et al., 2013) nos quais o total

precipitado é superior em topos de morro, porém não é o que evidencia em relação a chuvas intensas.

As chuvas intensas mostraram-se inversamente proporcionais a altitude, tendem a ocorrer com maior intensidade em locais de vale e próximos a cursos d'água. No trabalho de Cunha et al. (2013) a altitude teve correlação inversa com o total precipitado apenas no período seco. Outra variável no estudo que apresentou correlação inversamente proporcional com o total precipitado foi a variável "distância do mar", mostrando que a medida que afasta do litoral o total precipitado é reduzido. Entretanto esta análise deve ser feita de forma cautelosa, Carvalho, Assad, Pinto (2012) recomendam fazer a análise espacial considerando regiões litorâneas e continentais.

O fato do resultado mostrar que chuvas intensas tendem a ocorrer em locais promove uma atenção quanto ao estudo da conservação de água e solo no manejo e preservação de bacias hidrográficas. O fato do volume precipitado ser superior em topo de morro, porém com menor intensidade, torna-se necessário condicionar a infiltração da água no solo em pontos mais altos, o que vai conduzir a água para o abastecimento do lençol freático e aquíferos e mantê-la por maior tempo dentro do sistema do ciclo hidrológico. Esta estratégia pode ser alcançada quando há mata nos topos de morro (LIMA et al., 2013), além do uso do solo de acordo com a sua capacidade de uso, no caso de atividades agrícolas e pecuárias que possam ser planejadas em locais onde a legislação permite.

Considerando também a chuva como principal agente ativo do processo de erosão hídrica, torna-se inevitável a preservação de matas ciliares próximas de cursos d'água, para que estejam condicionadas a trabalharem como barreira e filtros do transporte de sedimentos ocasionados por chuvas intensas que acontecem com maior frequência em pontos mais baixos. Tambosi et al. (2015) enfatiza que apesar das matas ciliares reduzirem a entrada de sedimentos em cursos hídricos é considerável a conservação do solo em toda a bacia hidrográfica e presença de florestas em área de intervalos para que o efeito do transporte de sedimentos seja minimizado.

#### 4.1.2. Interpolador Inverso da Distância Elevada à Potência

Na Tabela 2 são apresentados os resultados da avaliação do método do Inverso da Distância Elevado à Potência (IDP) para a  $i_m$  na área em estudo.

Tabela 2 - Resultado dos modelos/métodos das diferentes combinações de t e T que apresentaram menor raiz do quadrado médio do erro (RMSE) do Inverso da Distância elevado a Potência

T (anos)	t (min)	Interpolador	RMSE (mm h <sup>-1</sup> )	T (anos)	t (min)	Interpolador	RMSE (mm h <sup>-1</sup> )
2	10	IDP1	12,29	20	10	IDP1	26,62
2	20	IDP1	9,25	20	20	IDP1	20,00
2	30	IDP1	8,22	20	30	IDP1	13,82
2	40	IDP1	7,53	20	40	IDP1	12,50
2	50	IDP1	6,97	20	50	IDP1	11,46
2	60	IDP1	6,48	20	60	IDP1	10,59
2	120	IDP1	4,63	20	120	IDP1	7,38
2	240	IDP1	3,14	20	240	IDP1	4,92
2	360	IDP1	2,51	20	360	IDP1	3,91
2	420	IDP1	2,30	20	420	IDP1	3,59
2	660	IDP1	1,81	20	660	IDP1	2,81
2	720	IDP1	1,73	20	720	IDP1	2,68
2	900	IDP1	1,54	20	900	IDP1	2,39
2	1140	IDP1	1,36	20	1140	IDP1	2,11
2	1380	IDP1	1,23	20	1380	IDP1	1,90
2	1440	IDP1	1,20	20	1440	IDP1	1,86
5	10	IDP1	14,81	50	10	IDP1	34,30
5	20	IDP1	11,16	50	20	IDP1	25,99
5	30	IDP1	9,89	50	30	IDP1	17,70
5	40	IDP1	9,04	50	40	IDP1	15,90
5	50	IDP1	8,34	50	50	IDP1	14,48
5	60	IDP1	7,75	50	60	IDP1	13,31
5	120	IDP1	5,50	50	120	IDP1	9,15
5	240	IDP1	3,72	50	240	IDP1	6,02
5	360	IDP1	2,96	50	360	IDP1	4,75
5	420	IDP1	2,73	50	420	IDP1	4,35
5	660	IDP1	2,14	50	660	IDP1	3,40
5	720	IDP1	2,05	50	720	IDP1	3,24
5	900	IDP1	1,82	50	900	IDP1	2,88
5	1140	IDP1	1,61	50	1140	IDP1	2,54
5	1380	IDP1	1,46	50	1380	IDP1	2,29
5	1440	IDP1	1,42	50	1440	IDP1	2,24
10	10	IDP1	17,60	100	10	IDP1	41,94

T (anos)	t (min)	Interpolador	RMSE (mm h <sup>-1</sup> )	T (anos)	t (min)	Interpolador	RMSE (mm h <sup>-1</sup> )
10	20	IDP1	13,16	100	20	IDP1	31,98
10	30	IDP1	11,60	100	30	IDP1	21,54
10	40	IDP1	10,56	100	40	IDP1	19,22
10	50	IDP1	9,72	100	50	IDP1	17,43
10	60	IDP1	9,00	100	60	IDP1	15,97
10	120	IDP1	6,34	100	120	IDP1	10,85
10	240	IDP1	4,26	100	240	IDP1	7,07
10	360	IDP1	3,39	100	360	IDP1	5,55
10	420	IDP1	3,12	100	420	IDP1	5,08
10	660	IDP1	2,45	100	660	IDP1	3,94
10	720	IDP1	2,34	100	720	IDP1	3,76
10	900	IDP1	2,08	100	900	IDP1	3,33
10	1140	IDP1	1,84	100	1140	IDP1	2,93
10	1380	IDP1	1,66	100	1380	IDP1	2,65
10	1440	IDP1	1,63	100	1440	IDP1	2,59

O RMSE variou entre 1,9 a 42 mm h<sup>-1</sup> e apresentou comportamento similar em relação à análise feita pela geoestatística, ou seja, teve redução com o aumento da duração e redução do período de retorno. O RMSE apresentou menores valores pelo do interpolador Geoestatístico em relação ao Inverso da Distância à Potência.

Dentre as potências da distância analisadas (1 a 6), a que apresentou melhor desempenho na espacialização da  $i_m$ , por meio do menor RMSE, foi a potência 1, em todas as 96 combinações.

Na literatura, muitos trabalhos conduzem a espacialização dos dados por meio do interpolador inverso do quadrado da distância (MELLO et al., 2003; AMORIM et al., 2008; MELLO et al., 2008; VIOLA et al., 2010; ALVES E VECCHIA, 2011), em alguns os resultados mostram desempenho positivo da potência 1. Castro et al. 2010 estudaram o melhor interpolador para dados climatológicos, dentre estes o total mensal de precipitação pluvial, e observaram que dentre as potências do método inverso da distância (potências de 1 a 6) a que apresentou menor RMSE foi a de potência 2, seguida da potência 1. No trabalho de Xavier et al. (2014), de 59 espacializações de  $i_m$  para o estado do Espírito Santo, 34 foram melhor espacializadas por meio do inverso da distância elevado a potência um, apresentando menor RMSE que as demais.

#### **4.2. Parâmetros da equação de chuvas intensas ajustados conforme método proposto**

As Figuras 9 e 10 representam o comportamento espacial dos valores dos parâmetros das equações de chuvas intensas preditos ( $\hat{K}$ ,  $\hat{a}$ ,  $\hat{b}$  e  $\hat{c}$ ) para os Estados de Minas Gerais, Espírito Santo e Rio de Janeiro. Na Figura 9 os parâmetros foram gerados a partir dos  $i_m$  espacializados pelo dos interpoladores Geoestatísticos (Tabela 1), e na Figura 10 a partir do interpolador do Inverso da Distância (Tabela 2). A distribuição dos valores dos parâmetros no mapa ocorreu em relação à sua frequência de ocorrência, utilizando-se cinco separações da amplitude de cada parâmetro, ou seja, cada classe ou intervalo representa 20% dos dados do respectivo parâmetro.

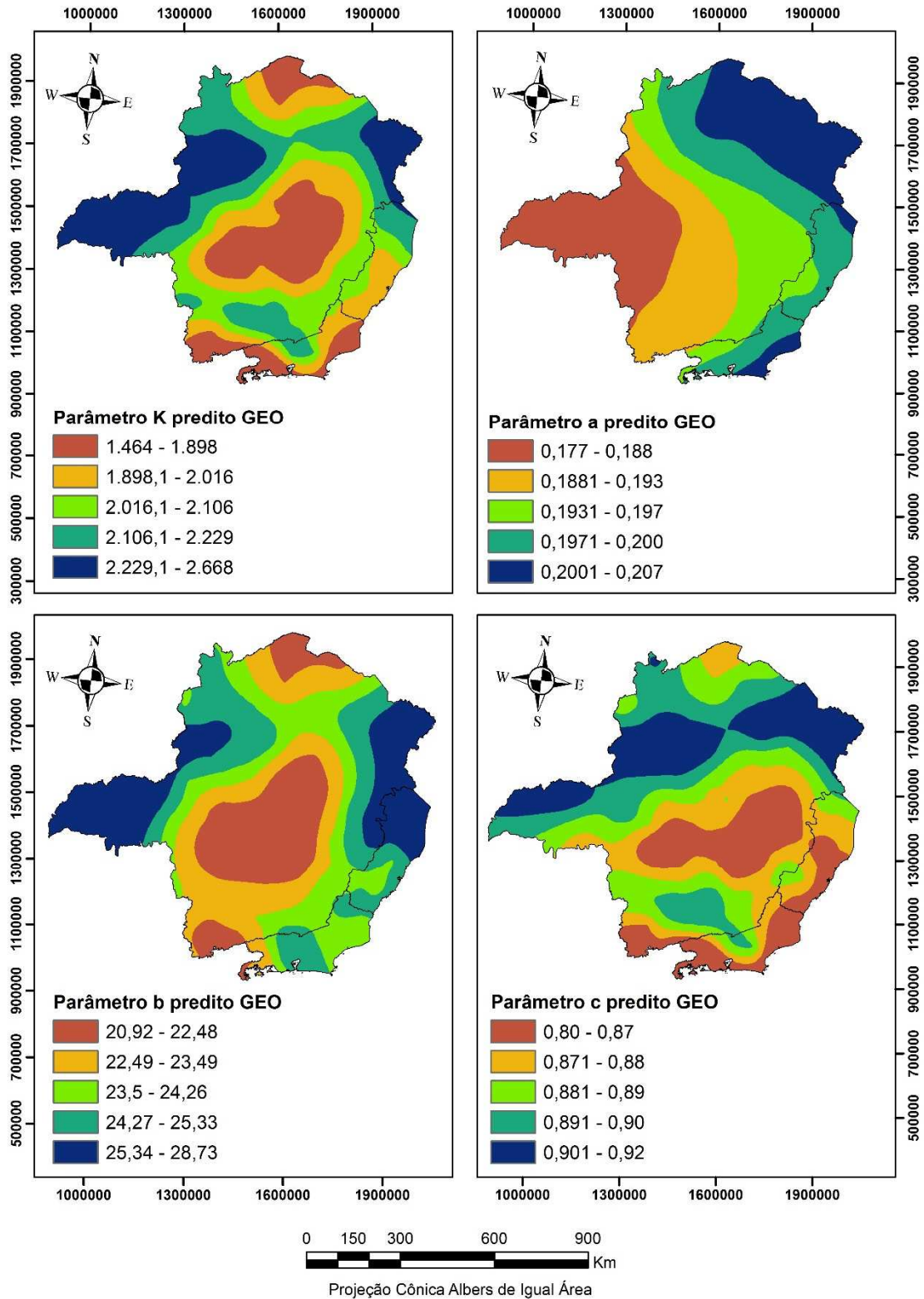


Figura 8 - Parâmetros da equação de chuvas intensas,  $\hat{K}$ ,  $\hat{a}$ ,  $\hat{b}$  e  $\hat{c}$ , preditos pela espacialização da intensidade máxima média de precipitação pelo interpolador Geoestatístico (GEO).

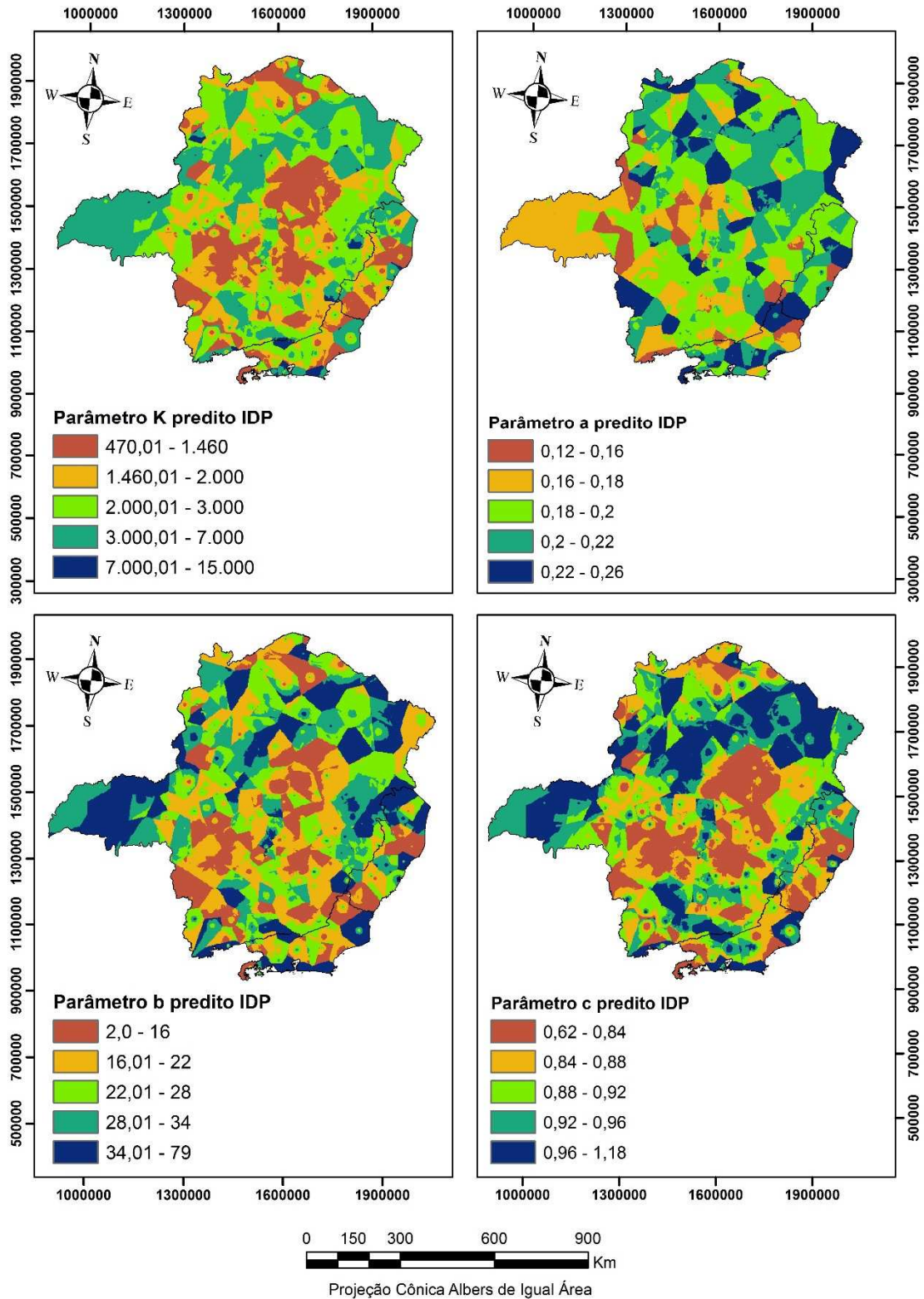


Figura 9 - Parâmetros da equação de chuvas intensas,  $\hat{K}$ ,  $\hat{a}$ ,  $\hat{b}$  e  $\hat{c}$ , estimados pela espacialização da intensidade máxima média de precipitação pelo interpolador Inverso da Distância elevado à Potência (IDP).

O mapa dos parâmetros gerados via interpoladores Geoestatísticos (GEO) apresentou distribuição contínua dos quartis dos parâmetros na área de estudo em relação ao mapa dos parâmetros gerados via Inverso da Distância (IDP). Observa-se um comportamento crescente em alguma direção, no caso do mapa do parâmetro "â" (Figura 9), a magnitude do parâmetro tende a crescer de oeste para leste, os demais apresentam tendência crescente do centro às extremidades. Os mapas via IDP apresentam maior amplitude da magnitude dos parâmetros em relação a amplitude dos parâmetros gerados via GEO, e apresentam menor ocorrência de aglomeração da amplitude do parâmetro na região de estudo, ou seja, há maior variação de detalhamento dos parâmetros na área.

Dos 96 mapas gerados da espacialização da  $i_m$ , via Geo estatística e 96 via IDP, foram selecionados apenas três combinações entre período de retorno (T) e duração (t) para exposição dos resultados. As Figuras 11 (a, b, c) retratam a espacialização da  $i_m$  via o método da Geoestatística (Geo) de acordo com a metodologia adotada. Já a Figura 11 (d, e, f) retrata as mesmas três combinações de  $i_m$ , porém espacializadas pelo método do Inverso da Distância à Potência. As Figuras 11a e 11d são referentes a  $i_m$  da combinação de 2 anos de T e 20 minutos de t. As figuras 11b e 11e são referentes a  $i_m$  de 10 anos de T de retorno e 60 minutos de t. As Figuras 11c e 11f, a  $i_m$  de 100 anos de T e 1440 minutos de t.

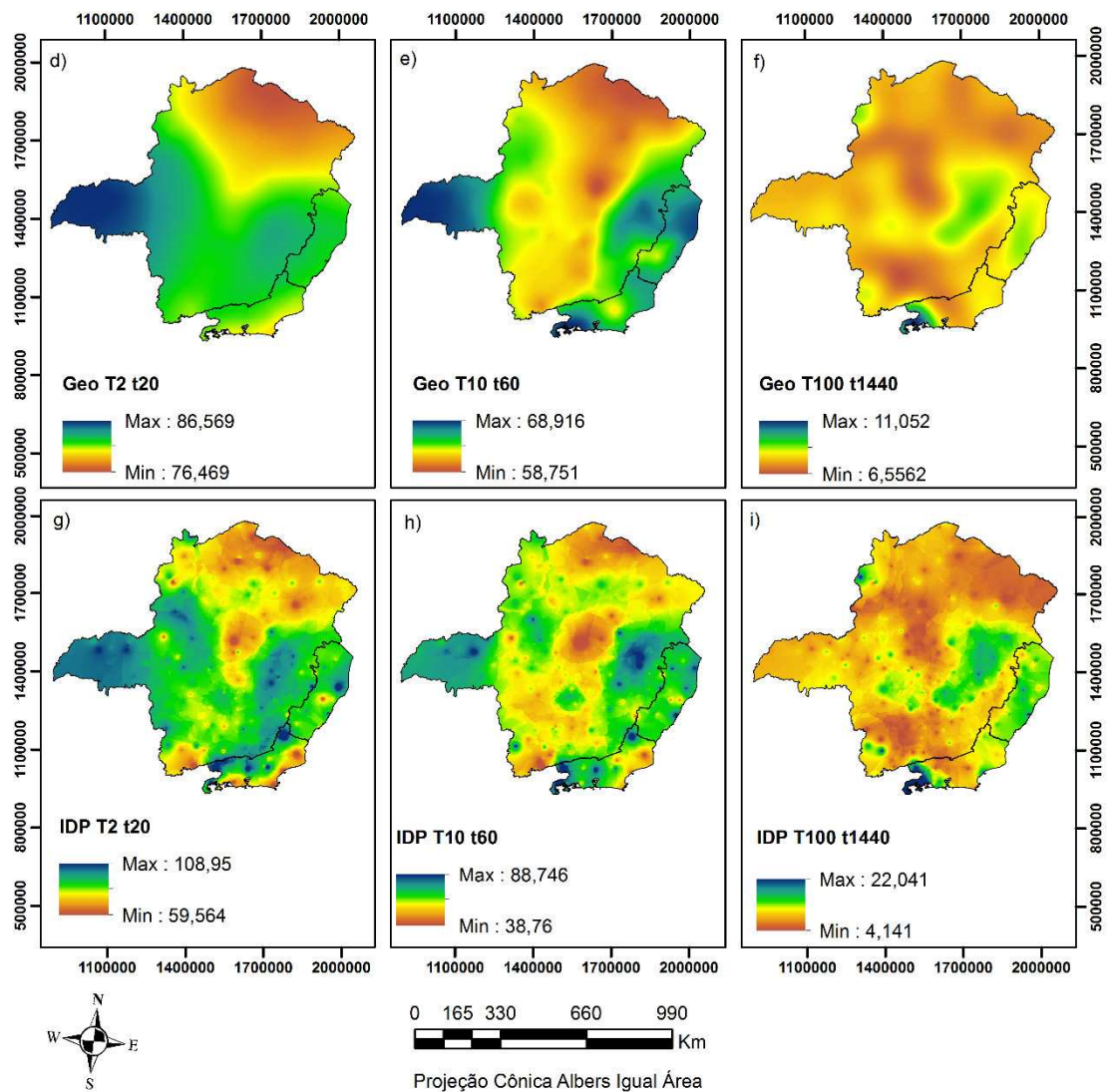


Figura 10 - Intensidade máxima média de precipitação ( $i_m$ ) por interpolador Geoestatístico (GEO) nas combinações de duração e período de retorno de 2 anos e 20 minutos – T2t20 (a), 10 anos e 60 minutos – T10t60(b) e 100 anos e 1440 minutos – T100t1440 (c); e Intensidade máxima média de precipitação por interpolador Inverso da Distância elevado a Potência (IDP) nas combinações de duração e período de retorno de 2 anos e 20 minutos – T2t20 (d), 10 anos e 60 minutos – T10t60(e) e 100 anos e 1440 minutos (f).

Embora subjetiva, a avaliação visual da espacialização da  $i_m$  pelos dois métodos de interpolação (Figura 11) expressa grande importância, uma vez

que demonstra a base de dados para o produto final, que é a obtenção dos parâmetros da equação de chuvas intensas. Analisando-se a espacialização da  $i_m$  pela Geo e pelo IDP, observa-se que a  $i_m$  espacializada pela GEO gerou menor amplitude das intensidades em comparação a espacialização da  $i_m$  pelo IDP. A GEO suaviza os valores reais da variável e o IDP tende a preservar a informação nos pontos em que há presença de equação de chuvas intensa.

A metodologia da GEO interpolada utilizando a distância e a informação dos vizinhos (até os mais distantes) como ponderação que contribuem no ponto interpolado, e variância mínima, o que promove superfícies mais homogêneas e suavizadas. Já o IDP tem um raio de ação ao redor do ponto predito que age de forma igual em todas as direções e influenciam na formação de interpolação na forma de círculos, como observado na espacialização da  $i_m$  nas Figuras 10 d, e, f (RIGHI; BASSO, 2016).

Pode-se concluir que há nítida suavização dos dados e redução da amplitude da variável quando espacializados pela krigagem; e maior detalhamento espacial da precipitação ao longo da área e preservação da amplitude da variável quando espacializados pelo IDP. Esse resultado foi também observado nos trabalhos apresentados por Righi e Basso (2016), em estudo da espacialização da média anual da precipitação, e por Viola et al. (2010), em estudo da espacialização da precipitação média mensal, média no período seco e média anual.

Como estes valores de  $i_m$  tratam-se de eventos extremos, considera-se fundamental que não sejam suavizados. Além de que a redução da amplitude dos dados indica perda, de informação hipoteticamente, da real  $i_m$  (valor calculado pela equação de IDF existente). Diante dos resultados provenientes da observação do comportamento da espacialização da  $i_m$  o interpolador que se mostrou mais representativo foi o IDP.

O comportamento da espacialização via GEO e via IDP, juntamente com a teoria de cada metodologia, auxiliam na compreensão do comportamento dos parâmetros da equação de chuvas intensas, apresentados nas Figuras 8 e 9. A GEO tende a suavizar os dados de  $i_m$  e reduzir a amplitude das intensidades, com isto, os mapas de  $\hat{K}$ ,  $\hat{a}$ ,  $\hat{b}$  e  $\hat{c}$

gerados dos parâmetros via GEO também foram suavizados e com amplitude inferior em relação mapas gerados via IDP.

Tomando-se individualmente cada estação usada no presente estudo, observa-se, nas Figuras 12 e 13, os módulo dos erros médios percentuais (MEMP) entre os valores de  $i_m$  reais e obtidos pela da aplicação dos parâmetros IDF ( $\hat{K}$ ,  $\hat{a}$ ,  $\hat{b}$  e  $\hat{c}$ ) ajustados no presente estudo (Figuras 10 e 11).

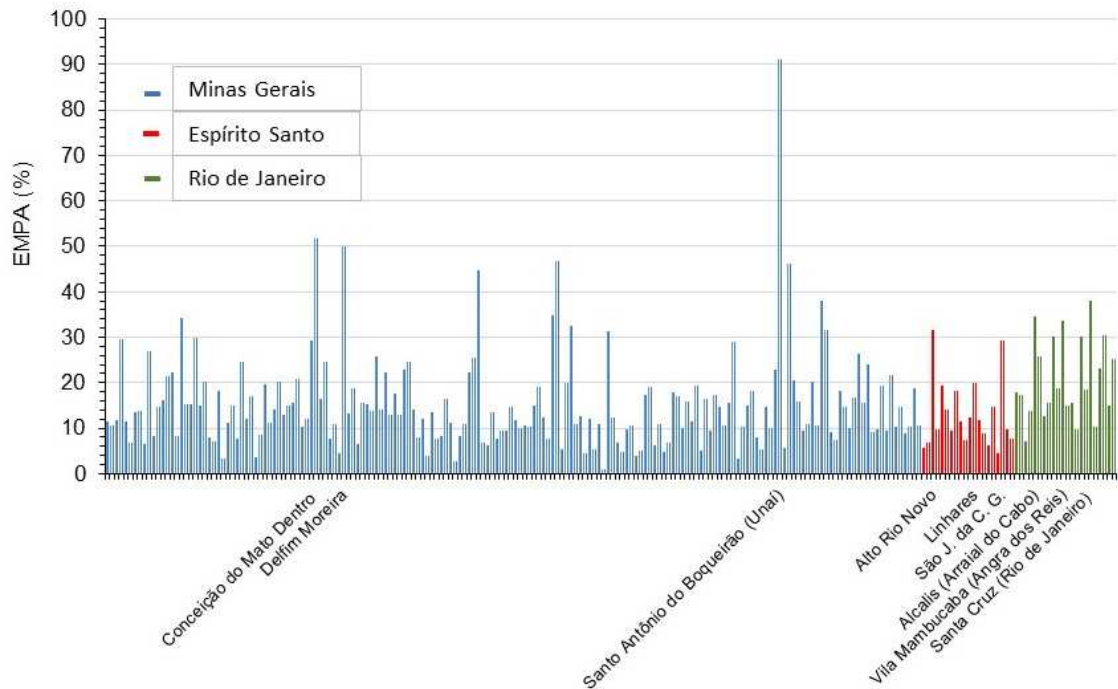


Figura 11 – Módulo dos erros médios percentuais (MEMPA), para as estações do presente estudo, das intensidades máximas médias de precipitação calculadas com os parâmetros da equação de chuvas intensas espacializados conforme metodologia do presente trabalho, por meio do interpolador Geoestatístico.

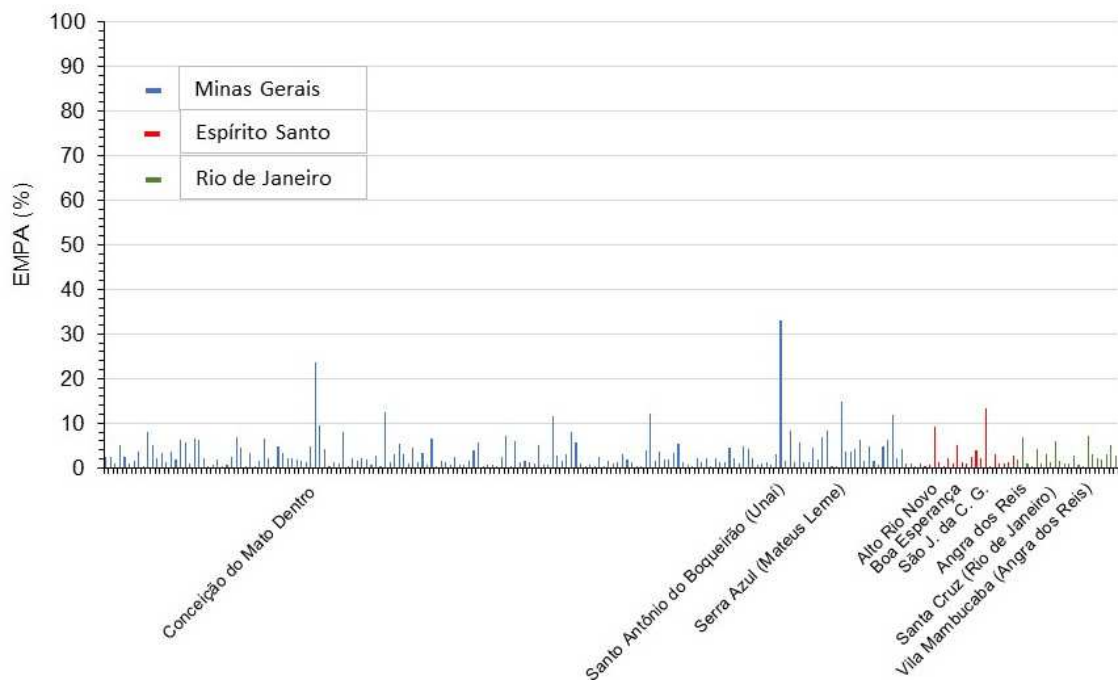


Figura 12 – Módulo dos erros médios percentuais (MEMP), para as estações do presente estudo, das intensidades máximas médias de precipitação calculadas com os parâmetros da equação de chuvas intensas espacializados conforme metodologia do presente trabalho, por meio do interpolador Inverso da Potência da Distância.

Os maiores MEMP gerados pela GEO para o estado de Minas Gerais aparecem nas estações Santo Antônio do Boqueirão (Unaí) (91%), Conceição do Mato Dentro (Aneel) (51,67%) e Delfim Moreira (50,1%). Os maiores MEMP para o estado de Minas Gerais gerados pelo IDP foram nas estações Santo Antônio do Boqueirão (Unaí) (33%), Conceição do Mato Dentro (Aneel) (23,69%) e Serra Azul (Matheus Leme) (14,68%). Para o estado do Espírito Santo os maiores MEMP usando GEO ocorrem nas estações Alto Rio Novo (31,7%), São João da Cachoeira Grande (29,2%) e Linhares (19,9%); e usando IDP, aparecem nas estações São João da Cachoeira Grande (13,45%), Alto Rio Novo (9,2%) e Boa Esperança (4,97%). Os maiores erros usando GEO no estado do Rio de Janeiro ocorreram nas estações Santa Cruz (Rio de Janeiro) (38%), Alcalis (Arraial do Cabo) (34,45%) e Vila Mambucaba (Angra dos Reis) (33,5%); e usando IDP, nas estações Vila Mambucaba (Angra dos Reis) (7,13%), Angra dos Reis (6,7%), Santa Cruz (Rio de Janeiro)

(6,1%). O motivo no qual o erro ser maior em determinadas estações deve-se a diferentes magnitudes de intensidades que ocorrem em estações muito próximas umas das outras, o que está melhor abordado a seguir, juntamente à Figura 16.

Verifica-se que os MEMP foram superiores em todas as estações quando utilizada a GEO para interpolação das intensidades, em comparação ao uso do IDP, informação também observada na Figura 14, explícita a seguir. Considerando as 218 estações, dos três estados, Minas Gerais, Espírito Santo e Rio de Janeiro, o MEMP foi de 15,75% para a GEO e 3% para o IDP. O MEMP obtido com a interpolação das intensidades via IDP foi igual 3,1%, 2,7% e 2,8% para as estações dos estados de Minas Gerais, Rio de Janeiro, e Espírito Santo, respectivamente.

Xavier et al. (2010) encontraram MEMP de 13,8% na espacialização da  $i_m$  para 20 estações do estado do Espírito Santo. Cecílio e Pruski (2003) encontraram MEMP para o estado de Minas Gerais variação do erro entre 18,65 e 19,83% utilizando o inverso da distância elevado a diferentes potências na interpolação dos parâmetros da equação de chuvas intensas. Para o Espírito Santo, Cecílio et al. (2009) encontraram MEMP da  $i_m$  variando entre 21,5 e 22,2%, aproximadamente, na interpolação dos parâmetros da equação de chuvas intensas pelo Inverso da quinta potência da distância. Também para o Espírito Santo, Senna et al. (2010) encontraram variação do MEMP de 16,4 a 17,9%, na interpolação dos parâmetros da equação de chuvas intensas por várias potências do IDP.

Os resultados encontrados foram muito melhores que os dos estudos citados, caracterizando que a premissa tomada no presente trabalho é válida, ou seja, a interpolação das intensidades de chuva para a geração dos parâmetros da equação de chuvas intensas promove ganho comparativamente à simples interpolação dos parâmetros.

Na Figura 14 tem-se o comportamento dos MEMP, para todas as estações em conjunto, em função de  $T$  e  $t$ , quando da aplicação dos parâmetros oriundos de ambos interpoladores (Figuras 10 e 11). Observa-se que o MEMP tem a tendência geral de sofrer acréscimo com o aumento da duração ( $t$ ). Com relação ao período de retorno ( $T$ ), o MEMP tende decrescer com seu aumento. Porém, a variação do  $T$  exerce menor influência no MEMP

do que a variação na  $t$  da precipitação. Tratando-se de menores magnitude da  $i_m$  (menores períodos de retorno e maiores durações), o erro tende a aumentar devido a magnitude propriamente dita, pois quando submetida à equação do MEMP resulta erros proporcionalmente maiores em relação à variável observada. Este comportamento do MEMP em função do  $T$  e  $t$  também foram observados por Silva et al. (2002); Silva et al. (2003); Mello et al. (2008); Cecílio et al. (2009).

Devido à produção de erros reduzidos e conservação da informação da  $i_m$ , como apresentado na Figura 11, a metodologia do IDP apresentou melhor desempenho na interpolação das  $i_m$  para a área de estudo.

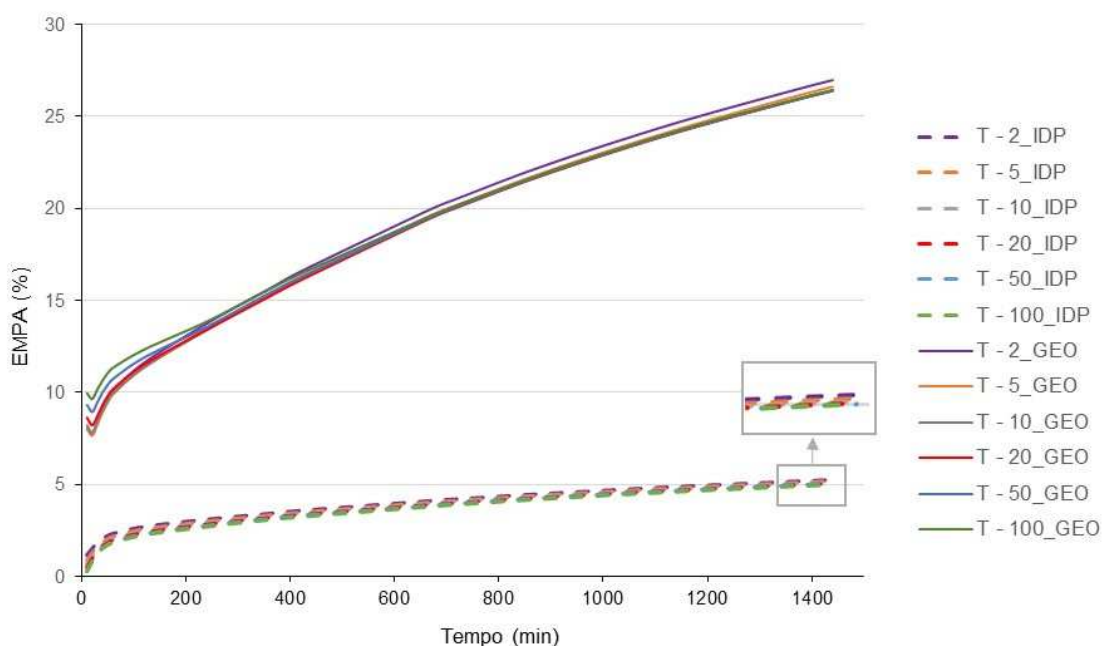


Figura 13 – Comportamento do Módulo dos Erros Médios Percentuais (MEMP) das intensidades máximas médias de precipitação, em função da duração e do período de retorno, calculadas com os parâmetros da equação de chuvas intensas espacializados conforme metodologia pelos dos interpoladores Inverso da Potência da Distância e Geoestatística.

Considerando-se apenas a aplicação das equações originárias da espacialização do  $i_m$  via IPD, das 218 estações da área em estudo, o EMP de 96 foi positivo e de 122 negativo (Figura 15). O EMP variou de -33 a 12 e sua média EMP foi negativa (-0,88%), ou seja, em média as  $i_m$  preditas foram

superiores às  $i_m$  observadas. Segundo Cecílio e Pruski (2003) a superestimativa da  $i_m$  implica em um trabalho com margem de segurança adicional, importante em projetos e obras de engenharia. Valores de EMP acima de +10% ocorreram em duas estações: Pedreira - MG e Unaí - MG. Valores de EMP abaixo de -10% ocorreram em seis estações: Conceição do Mato Dentro-MG, Fazenda Curralinho (Igarapé) - MG, Macaia (Bom Sucesso) - MG, Santo Antônio do Boqueirão (Unaí) - MG, Serra Azul (Mateus Leme) - MG e São João da Cachoeira Grande - ES.

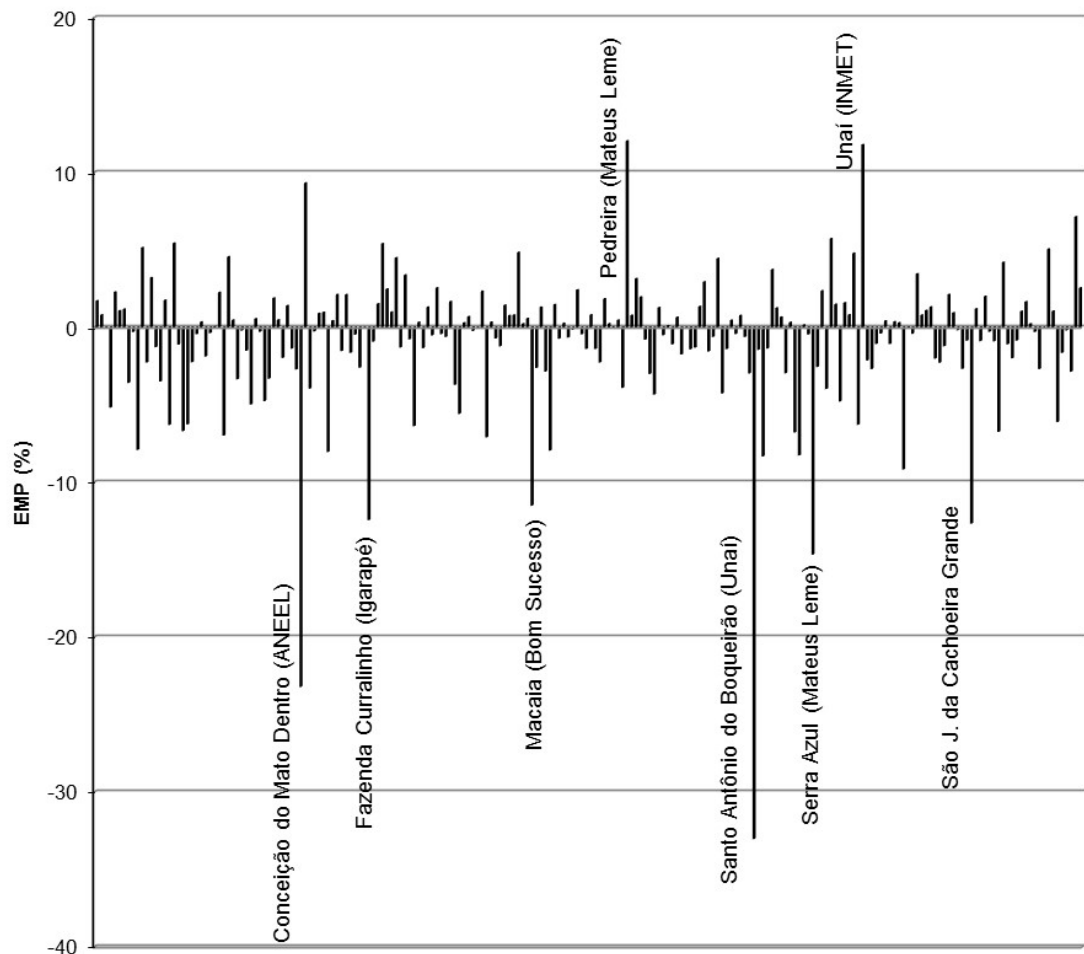


Figura 14 – Erros médios percentuais (EMP), para as estações do presente estudo, das intensidades máximas médias de precipitação calculadas com os parâmetros da equação de chuvas intensas espacializadas pelo interpolador Inverso da Potência da Distância.

Na Figura 16 está representado o Erro Médio Percentual (EMP) espacializado na área de estudo, bem como o EMP pontual de cada estação representado por símbolos graduados da magnitude dos erros. Os símbolos em vermelho representam os maiores EMP negativos, e os símbolos em azul apresentam os maiores EMP positivos. Os maiores erros ocorrem quando há equações muito próximas umas das outras e que apresentam maiores diferenças de  $i_m$ . A diferença da  $i_m$  observada em duas estações próximas acontece em função de alguns motivos, tais como, operacional de leitura, eventos ocorridos em ocasiões distintas e barreiras orográficas. Quando há duas informações de  $i_m$ , em locais próximos e estas destoam entre si, a interpolação das  $i_m$  tende à média, com isto, o valor de  $\widehat{i}_m$  predita afasta da duas  $i_m$  observadas, ora gerando erros positivos, ora erros negativos.

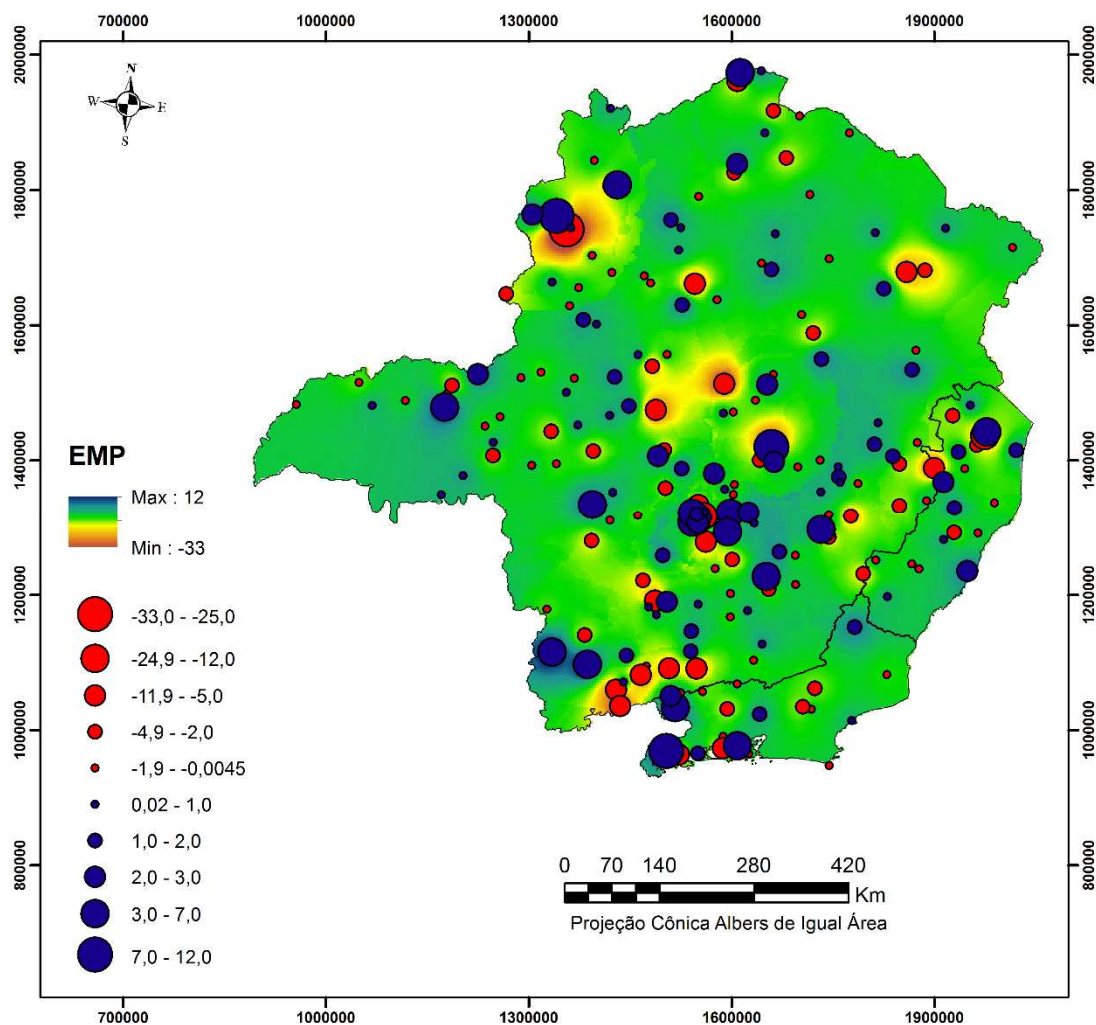


Figura 15 Erro Médio Percentual (EMP) espacializado na área de estudo e pontualmente, por estação, simbolizados pela sua magnitude de ocorrência.

A interpolação da intensidade máxima média de precipitação foi indicada por alguns autores para a obtenção dos parâmetros da equação de chuvas intensas, em regiões desprovidas desta (SANTOS et al., 2009; MELLO et al., 2008). Assim como os resultados obtidos por Xavier et al. (2014), os resultados do presente estudo corroboram com tal afirmação.

Projetos hidráulicos, tais como drenagem urbana e rural, barragens, terraços entre outros, bem como o planejamento de recursos hídricos e bacias hidrográficas fazem o uso da equação de chuvas intensas. O presente estudo é relevante para fundamentar trabalhos que irão fazer uso da equação de chuvas intensas, sobretudo em locais onde não há informação destas,

aplicados aos estados de Minas Gerais, Espírito Santo e Rio de Janeiro. Esta metodologia tem potencial para ser expandida para todo o território brasileiro, entretanto há locais em que as equações de chuvas intensas são de origem de dados pluviométricos.

A metodologia hoje mais utilizada para obtenção dos parâmetros da equação de chuvas intensas é feita por meio da espacialização dos parâmetros da equação via o inverso da quinta potência da distância, empregada pelo software Plúvio 2.1, desenvolvido pelo Grupo de Pesquisa em Recursos Hídricos - GPRH. Entretanto, o método de interpolação dos parâmetros da equação de chuvas intensas pode ser errôneo, segundo alguns trabalhos (CECÍLIO et al., 2009; SENNA et al., 2010; FIORIO et al., 2012).

Na Figuras 17 está representado o Erro Médio Percentual (EMP) referente para três combinações de  $i_m$  (2 anos e 20 minutos, 10 anos e 60 minutos e 100 anos e 1440 minutos) em toda a área de estudo. As Figuras 17(a, b, c) apresentam o EMP referente à metodologia empregada no estudo, aplicando-se o interpolador Inverso da Distância à Potência para espacialização das  $i_m$ , com posterior estimativa de K, a, b e c. As Figuras 17(d, e, f) apresentam a metodologia aplicada pelo Plúvio 2.1, que refere à espacialização dos parâmetros via inverso da quinta potência da distância.

A aplicação dos parâmetros interpolados na formação da equação de chuvas intensas (Plúvio) tende a gerar intensidades de precipitação irreais, as quais, quando comparadas à intensidade máxima média de precipitação observada, produz grande erros. Notam-se EMP extremos na casa de -200% e +49% (Figura 17c), enquanto os extremos na aplicação da metodologia deste trabalho variaram aproximadamente entre -25% e 25% (Figura 17).

Obviamente o presente estudo apresenta limitações, a exemplo de qualquer outro estudo no escopo das chuvas intensas. O mais importante consiste na baixa densidade de estações na área, o que tende a reduzir a eficiência de espacialização da  $i_m$ , porém é uma limitação presente também na metodologia do Plúvio, ou seja, há elevado período base de defasagem das metodologias, em que, não houve acréscimo de equações de chuvas intensas provenientes de dados pluviográficos. O contorno desta limitação somente será alcançado com a adição de novas equações de chuvas intensas

na área de estudo; para isto é necessário realizar leituras de pluviógrafos com período base significativo.

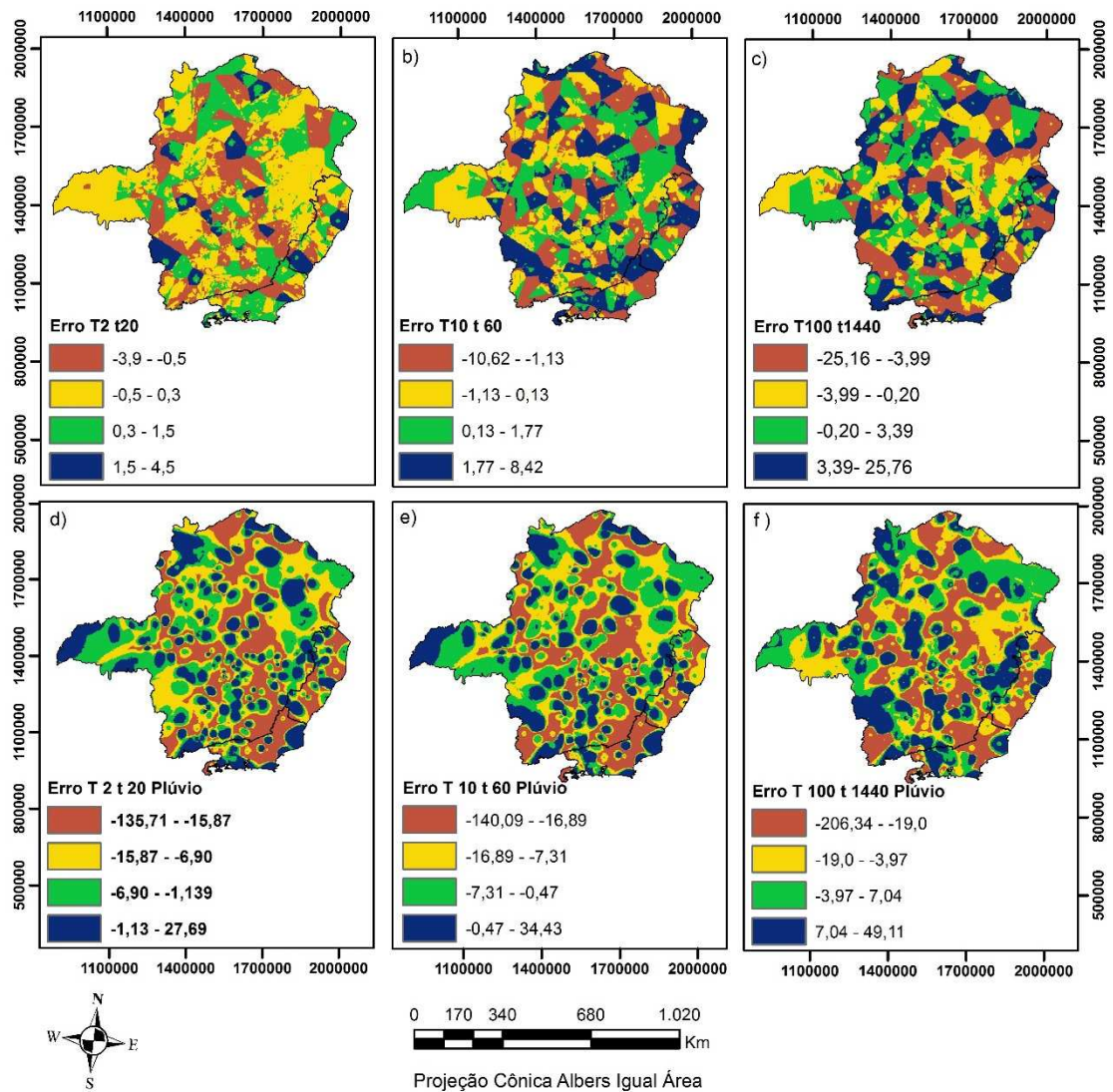


Figura 16 - Mapa de Erro Médio Percentual (EMP) gerados pelo IDP (a,b,c) e pelo Plúvio (d,e,f), para algumas espacializações da intensidade máxima média de precipitação de 2, 10 e 100 anos de período de retorno e 20, 60 e 1440 minutos de duração.

## 5. CONCLUSÃO

O procedimento de interpolação espacial das intensidades máximas médias de precipitação para posterior estabelecimento dos parâmetros das equações de chuvas intensas apresentou melhor desempenho quando da aplicação do interpolador determinístico Inverso da Distância, comparativamente ao interpolador estocástico Krigagem; e menores erros que a simples interpolação dos parâmetros das equações de chuvas intensas (K, a, b e c), realizada pelo software Plúvio.

## REFERÊNCIAS

ABREU, M. V. S.; OLIVEIRA, J. C.; ANDRADE, V. D. A.; MEIRA, A. D. M. Proposta metodológica para o cálculo e análise espacial do IDH intraurbano de Viçosa – MG. **R. bras. Est. Pop.**, Rio de Janeiro, v. 28, n. 1, p. 169-186, jan./jun. 2011.

ALVARES, C. A.; STAPE, J. L.; SENTELHAS, P. C.; GONÇALVES, J. L. M.; SPAROVEK, G. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, Stuttgart, v. 22, n. 6, p. 711-728, 2013. DOI: 10.1127/0941-2948/2013/0507.

ALVES, E. D. L.; VECCHIA, F. A. S. Análise de diferentes métodos de interpolação para a precipitação pluvial no Estado de Goiás. **Acta Scientiarum**. Human and Social Sciences . Maringá, v. 33, n. 2, p. 193-197, 2011. DOI: 10.4025/actascihumansoc.v33i2.13815

AMORIM, R. C. F.; RIBEIRO, A.; LEITE, C. C.; LEAL, B. G.; SILVA, J. B. G. Avaliação do desempenho de dois métodos de espacialização da precipitação pluvial para o Estado de Alagoas. **Acta Sci. Technol**. Maringá, v. 30, n. 1, p. 87-91, 2008. DOI: 10.4025/actascitechnol.v30i1.3182

ANEEL - Agência Nacional de Energia Elétrica. SILVA, D. D.; PRUSKI, F. F.; PEREIRA, S. B.; GOMES FILHO, R. R.; TEIXEIRAS, A. F. Chuvas intensas para os Estados do Rio de Janeiro, Espírito Santo, São Paulo, Tocantins e Bahia. **Relatório Técnico Final, Projeto ANEEL/UFV**. 2001, 116p.

ARAÚJO, L. E.; SOUSA, F. A. S.; RIBEIRO, M. A. F. M.; SANTOS, A. S.; MEDEIROS, P. C. Análise estatística de chuvas intensas na bacia hidrográfica do Rio Paraíba. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.23, n.2, 162-169, 2008. DOI: 10.1590/S0102-7786200800020000

BACK, A. J. Relações entre precipitações intensas de diferentes durações ocorridas no município de Urussanga, SC. **Revista Brasileira de Engenharia**

**Agrícola e Ambiental** v.13, n.2, p.170–175, 2009. DOI: 10.1590/S1415-43662009000200010

BACK, A. J.; OLIVEIRA, J. L. R. HENN, A. Relações entre precipitações intensas de diferentes durações para desagregação da chuva diária em Santa Catarina. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental** v.16, n.4, p.391–398, 2012. DOI: 10.1590/S1415-43662012000400009

BERNARD, M.M. Formulas for rainfall intensities of long durations, Trans. ASCE, 96, 592-624, 1932.

BERTOLANI, F.C.; VIEIRA, S.R. Variabilidade espacial da taxa de infiltração de água e da espessura do horizonte a, em um argissolo vermelho-amarelo, sob diferentes usos. **R. Bras. Ci. Solo**, v. 25, p. 987-995, 2001. DOI: 10.1590/S0100-06832001000400021

BORGES, G. M. R.; THEBALDI, M. S. Estimativa da precipitação máxima diária anual e equação de chuvas intensas para o município de Formiga, MG, Brasil. **Ambiente e Agua - An Interdisciplinary Journal of Applied Science** v. 11, n. 4, p. 891 , 25 out. 2016. DOI: 10.4136/ambi-agua.1823

BURROUGH, P. A.; McDONNELL, R. A. **Principles of geographical information systems**. Oxford; New York : Oxford University Press, 2004. 333p.

CALDEIRA, T. L.; BESKOW, S.; MELLO, C. R.; VARGAS, M. M.; GUEDES, H. A. S.; FARIA, L. C. Daily rainfall disaggregation: an analysis for the Rio Grande do Sul State. **Scientia Agraria**, v. 16, n. 3, p. 1–21, 2015. DOI: 10.5380/rsa.v16i3.46320

CAMPOS, A. R.; SANTOS, G. G.; SILVA, J.; IRENE FILHO, J; LOURA, D. S. Equações de intensidade-duração-frequência de chuvas para o estado do Piauí. **Revista Ciência Agronômica**, v. 45, n. 3, p. 488-498, jul-set, 2014. DOI: 10.1590/S1806-66902014000300008

CARDOSO, C. O.; ULLMANN, M. N.; BERTOL, I. Análise de chuvas intensas a partir da desagregação das chuvas diárias de Lages e de Campos Novos (SC). **R. Bras. Ci. Solo**, 22:131-140, 1998.

CARVALHO, J. R. P. DE; ASSAD, E. D; PINTO, H. S. Interpoladores geoestatísticos na análise da distribuição espacial da precipitação anual e de sua relação com altitude. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.47, p.1235-1242, 2012.

CASTRO, F. S.; PEZZOPANE, J. E. M.; CECÍLIO, R. A.; PEZZOPANE, J. R. M.; XAVIER, A. C. Avaliação do desempenho dos diferentes métodos de interpoladores para parâmetros do balanço hídrico climatológico. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental** v.14, n.8, p.871–880, 2010.

CECÍLIO, R.A.; PRUSKI, F.F. Interpolação dos parâmetros da equação de chuvas intensas com uso do inverso de potências da distância. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v.7, n.3, p.501-504, 2003. DOI: 10.1590/S1415-43662003000300016

CECÍLIO, R.A.; XAVIER, A.C.; PRUSKI, F.F.; HOLLANDA, M.P.; PEZZOPANE, J.E.M. Avaliação de interpoladores para os parâmetros das equações de chuvas intensas no Espírito Santo. **Revista Ambiente & Água**, Taubaté, v.4, n.3, p.82-92, 2009. DOI: 10.4136/ambi-agua.104

CHAPLOT, V.; DARBOUX, F.; BOURENNANE, H.; LEQUÉDOIS, S.; SILVEIRA, N.; PHACHOMPHON, K. Accuracy of interpolation techniques for the derivation of digital elevation models in relation to landform types and data density. **Geomorphology** v. 77, n. 1–2, p. 126–141, jul. 2006. DOI: 10.1016/j.geomorph.2005.12.010

CRUCIANI, D. E.; MACHADO, R. E.; SENTELHAS, P.C. Modelos da distribuição temporal de chuvas intensas em Piracicaba, SP. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.6, n.1, p.76-82, 2002. DOI: 10.1590/S1415-43662002000100014

CUNHA, A. M.; LANI, J. L.; SANTOS, G. R.; FERNANDES FILHO, E. I.; TRINDADE, F. S.; SOUZA, E. Espacialização da precipitação pluvial por meio de krigagem e cokrigagem. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.48, n.9, p.1179-1191, 2013. DOI: 10.1590/S0100-204X2013000900001

DENARDIN, J.L., FREITAS, P.L. Características fundamentais da chuva no Brasil, **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.17, n.10, p.1409-1416, 1982.

DAMÉ, R. C. F.; TEIXEIRA-GANDRA, C. F. A.; GUEDES, H. A. S.; SILVA, G. A.; SILVEIRA, S. C. R. Intensity-Duration-Frequency relationships: stochastic modeling and disaggregation of daily rainfall in the lagoa Mirim watershed, Rio Grande do Sul, Brazil. **Engenharia Agrícola** v. 36, n. 3, p. 492–502, 2016. DOI: 10.1590/1809-4430-Eng.Agric.v36n3p492-502/2016

FENDRICH, R. **Chuvas Intensas para Obras de Drenagem no Estado do Paraná**. 2ª. Edição. Gráfica Vicentina Editora Ltda. Curitiba/PR, 2003, 101 p.

FIORIO, P. R.; DUARTE, S. N.; RODRIGUES, G. O.; MIRANDA, J. H.; COOKE, R. A. Comparação de equações de chuvas intensas para localidades do estado de São Paulo. **Engenharia Agrícola**, v.32, n.6, 2012. DOI: 10.1590/S0100-69162012000600009

FREITAS, A. J.; SILVA, D. D.; PRUSKI, F. F.; PINTO, F. A.; PEREIRA, S. B.; GOMES FILHO, R. R.; TEIXEIRA, A. F.; BAENA, L. G. N.; MELLO, L. T. A.; NOVAES, L. F. **Equações de chuvas intensas para o Estado de Minas Gerais**. Belo Horizonte: Companhia de Saneamento de Minas Gerais. Viçosa, Universidade Federal de Viçosa, 2001. 65p.

HIEMSTRA, P. **automap**: Automatic interpolation package. February 2015.

HUISMAN, O.; BY, R. A. **Principles of Geographic Information System**. The International Institute for Geo-Information Science and Earth Observation (ITC), Enschede, The Netherlands, 2009. 540 p.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Censo Demográfico, 2010. Rio de Janeiro: IBGE. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br/>>. Acesso em: 25 de janeiro de 2017.

KOUTSOYIANNIS, D.; KOZONIS, D.; MANETAS, A. A mathematical framework for studying rainfall intensity-duration-frequency relationships. **Journal of Hydrology**. 206, 118-135, 1998

LANDIM, P. M. B. **Análise estatística de dados geológicos**. São Paulo: Editora UNESP, 2003.

LIMA, J. S. S.; SILVA S. A.; OLIVEIRA, R. B.; FONSECA, A. S. Estimativa da produtividade de café conilon utilizando técnicas de cokrigagem. **Revista Ceres**, Viçosa, v. 63, n.1, p. 054-061, jan-fev, 2016.

LIMA, W. de P.; FERRAZ, S. F. de B.; FERRAZ, K. M. P. M. Interações bióticas e abióticas na paisagem: uma perspectiva eco-hidrológica. In: CALIJURI, M. do C.; CUNHA, D. G. F. (Ed.) **Engenharia ambiental conceitos tecnologia e gestão**. Rio de Janeiro: Elsevier, p.215-244, 2013.

LOPEZ-PAZ, D.; HENNIG, P.; SCHÖLKOPF B. The Randomized Dependence Coefficient. **preprint arXiv**: 1304-7717. P 1-9. NIPS 2013.

LU, G. Y., WONG, D. W. An adaptive inverse-distance weighting spatial interpolation technique. **Computers & Geosciences**, v. 34, n. 9, p. 1044-1055, 2008. DOI: 10.1016/j.cageo.2007.07.010

MARCUZZO, F. F. N.; ANDRADE, L. R.; MELO, D. C. R. Métodos de Interpolação Matemática no Mapeamento de Chuvas do Estado do Mato Grosso. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 4, p. 793-804, 2011.

MARQUÍNEZ, J.; LASTRA, J.; GARCÍA, P. Estimation models for precipitation in mountainous regions: the use of GIS and multivariate analysis. **Journal of Hydrology**, Spain, v. 270 p.1-11, 2003. DOI: 10.1016/S0022-1694(02)00110-5

MARTINEZ, W.L.; MARTINEZ, A.R. **Computational statistics handbook with MATLAB**. 2<sup>nd</sup> ed. 2007. 792 p. (Computer Science and Data Analysis)

MELLO, C. R.; SILVA, A. M. **Hidrologia: princípios e aplicações em sistemas agrícolas**. Lavras: Ed. UFLA, 2013 455p.

MELLO, C. R.; VIOLA, M. R. Mapeamento de chuvas intensas no estado de Minas Gerais. **R. Bras. Ci. Solo**, 37:37-44. 2012.

MELLO, C. R.; VIOLA, M. R.; MELLO, J. M.; SILVA, A. M.. Continuidade espacial de chuvas intensas no estado de Minas Gerais. **Ciência e agrotecnologia**, Lavras, v. 32, n. 2, p. 532-539, mar./abr., 2008. DOI: 10.1590/S0100-06832013000100004

MELLO, C.R.; LIMA, J. M.; SILVA, A. M.; MELLO, J. M.; OLIVEIRA, M. S. Krigagem e inverso do quadrado da distância para interpolação dos parâmetros da equação de chuvas intensas. **R. Bras. Ci. Solo**, 27:925-933, 2003. DOI: 10.1590/S0100-06832003000500017

MIRANDA, J. I. **Fundamentos de Sistema de Informações Geográficas**. 2ª ed. Ver. Atual.- Brasília, DF: Embrapa Informações Tecnológica, 2010.

OLEA, R. A. **Optimum mapping techniques using regionalized variable theory**. Kansas: Kansas Survey, 1975. 137p. (Series on spatial analysis, 2)

OLIVEIRA, L. F. C.; CORTÊS, F. C.; WEHR, T. R.; BORGES, L. B.; SARMENTO, P. H. L.; GRIEBELER, N. P. Intensidade-duração-frequência de chuvas intensas para localidades no estado de Goiás e Distrito Federal. **Pesquisa Agropecuária Tropical**, v.35, n.1, 13-18, 2005.

OLIVEIRA, L. F. C.; ANTONINI, J. C. A.; GRIEBELER, N. P. Estimativas de chuvas intensas para o estado de Goiás. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v.28, n.1, p.22-33, jan./mar.2008. DOI: 10.1590/S0100-69162008000100003

OLIVEIRA, P. T. S.; RODRIGUES, D. B. B.; SOBRINHO, T. A.; CARVALHO, D. F.; PANACHUKI, E. Spatial variability of the rainfall erosive potential in the state of mato grosso do sul, Brazil. **Eng. Agríc., Jaboticabal**, v.32, n.1, p.69-79, 2012.

OZTURK, D.;KILIC, F. Geostatistical Approach for Spatial Interpolation of Meteorological Data. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, v. 88 n. 4. 2016

PEARSON, K. Notes on regression and inheritance in the case of two parents, **Proceedings of the Royal Societ**, n. 58 p.240–242,1895.

PEBESM, E.; GRAELER, B. Gstat: a package for Spatial and Spatio-Temporal Geostatistical Modelling, Prediction and Simulation. **R NEWS**, London, v. 1, n. 2, p. 15-18, June 2001.

PPAFSTETTER, O. **Chuvas intensas no Brasil**. Rio de Janeiro: Ministério da Viação e Obras Públicas; DNOS, 1957. 420p.

PINTO, F.R.L. **Equações de intensidade-duração-frequência da precipitação para os Estados do Rio de Janeiro e Espírito Santo:**

**Estimativa e especialização.** Viçosa, MG: UFV, 1999. 70p. Dissertação Mestrado.

PINTO, F. A. **A chuvas intensas no estado de Minas Gerais: análise e modelos.** Viçosa, MG: UFV, Tese Doutorado em Irrigação e Drenagem, 1995.

PRUSKI, F.F.; SILVA, D.D.; TEIXEIRA, A.F.; SILVA, J.M.A.; CECÍLIO, R.A.; SILVA, D.F. Plúvio 1.3.: Chuvas intensas para o Brasil. In: **Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola, 31, 2002, Salvador. Anais... Salvador: sociedade Brasileira Agrícola, 2002.** CD-Rom.

PRUSKI, F. F.; SILVA, D. D.; TEIXEIRA, A. F.; CECÍLIO, R. A.; SILVA, J. M. A.; GRIEBELER, N. P. **HIDRO - Dimensionamento de sistemas hidroagrícolas.** 1 Viçosa: Editora UFV, v.1, 2006. 259 p.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. **R: A language and environment for statistical computing.** Vienna: R Foundation for Statistical Computing, 2010. Disponível em: <<http://www.r-project.org>>.

RIGHI, E. BASSO, L. A. Aplicação e análise de técnicas de interpolação para espacialização de chuvas. **Ambiência Guarapuava**, Paraná, v.12 n.1 p. 101 – 117, 2016. DOI:10.5935

RONDON, M. A. C. **Espacialização de intensidades pluviométricas de chuvas intensas em Mato Grosso do Sul.** Dissertação de Mestrado do Programa de Pós-graduação em Tecnologias Ambientais da Universidade Federal de Mato Grosso do Sul. 2001.

SANTOS, G. R. **Hierarquização geométrica dos preditores geoestatísticos.** Tese (Doutorado em Estatística e Experimentação Agropecuária) – Setor de Ciências Exatas, Universidade Federal de Lavras, Lavras. 2010. 200 p.

SANTOS, P. C.; SANTANA, A. C.; BARROS, P. L. C.; QUEIROZ, J. C. B.; VIEIRA, T. O. O emprego da geoestatística na determinação do tamanho “ótimo” de amostras aleatórias com vistas à obtenção de estimativas dos volumes dos fustes de espécies florestais em Paragominas, estado do Pará. **Acta Amazônica.** v. 41, n. 2, .p. 213 – 222, 2011. DOI: 10.1590/S0044-59672011000200005

SANTOS, G. G.; FIGUEIREDO, C. C.; OLIVEIRA, L. F. C.; GRIEBELER, N. P. Intensidade-duração-frequência de chuvas para o Estado de Mato Grosso do Sul. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.13, p.899–905, 2009

SEIDEL, E. J.; OLIVEIRA, M. S. Proposta de um teste de hipótese para a existência de dependência espacial em dados geoestatísticos. **Bol. Ciênc. Geod. sec. Artigos**, Curitiba, v. 20, n. 4, p.750-764, 2014. DOI: 10.1590/S1982-21702014000400043

SENNA, R. S.; XAVIER, A. C.; LIMA, J. S. S.; CECÍLIO, R. A. Metodologias para estimativa dos parâmetros da equação de chuvas intensas no estado do Espírito Santo. **Engenharia na Agricultura**, v. 18, p. 496-503, 2010.

SILVA, B. M.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; SILVA, F. B.; ARAÚJO FILHO, P. F. Chuvas Intensas em Localidades do Estado de Pernambuco. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 17, n.3, p. 135-147, 2012.

SILVA, M. A.; SILVA, M. L. N.; CURI, N.; SANTOS, G. R.; SÁ, J. J. G.; MARQUES M.; MENEZES, M. D.; LEITE, F. P. Avaliação e espacialização da erosividade da chuva no vale do Rio Doce, região centro leste do estado de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 34, n. 4, p. 1029-1040, 2010. Disponível em: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=180215875003>

SILVA, D. D.; PEREIRA, S.B.; PRUSKI, F. F.; GOMES FILHO, R. R.; LANA A. M. Q.; BAENA, K. G. N. Equações de intensidade duração e frequência da precipitação pluvial para o Estado de Tocantins. **Engenharia na Agricultura**, Viçosa, v 11, n. 1-4, p.7-14, 2003.

SILVA, D.D.; GOMES FILHO, R. R.; PRUSKI, F.F.; PEREIRA, S. B.; NOVAES, L. F. Chuvas intensas no Estado da Bahia. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.6, n.2, p.362-367, 2002. DOI: 10.1590/S1415-43662002000200030

SILVA, D. D.; PINTO, F. R. L. P.; PRUSKI, F. F.; PINTO, F. A. Estimativa e espacialização dos parâmetros da equação de intensidade-duração-frequência da precipitação para os Estados do Rio de Janeiro e Espírito Santo. **Revista de Engenharia Agrícola**, v.18, p.11-21, 1999a.

SILVA, D. D.; VALVERDE, A.E.L.; PRUSKI, F.F.; GONÇALVES, R.A.B. Estimativa e espacialização dos parâmetros da equação de intensidade-duração-freqüência da precipitação para o Estado de São Paulo. **Engenharia na Agricultura**, Viçosa, v.7, n.2, p.70-87, 1999b.

SOUZA, Z. M. D., SOUZA, G. S. D., MARQUES JÚNIOR, J., & PEREIRA, G. T. Número de amostras na análise geoestatística e na krigagem de mapas de atributos do solo. **Ciência Rural**, Santa Maria, v.44, n.2, p.261-268, 2014. DOI: 10.1590/S0103-84782014000200011

TAMBOSI, L. R.; VIDAL, M. M.; FERRAZ, S. F. B.; METZGER, J. P. Funções eco hidrológicas das florestas nativas e o Código Florestal. **Estud. av.** v.29 n.84, 2015. DOI: 10.1590/S0103-40142015000200010

TEODORO, P. E.; NEIVOCK, M. P.; MARQUES, J. R. F.; FLORES, A. M. F.; RODRIGUES, C. C. B. Influência de diferentes coeficientes de desagregação na determinação de equações idf para Aquidauana/MS. **Revista Eletrônica de Engenharia Civil**, v. 9, n. 2, p. 1-9, 2014. DOI: 10.5216/reec.v9i2.28701

THOMPSON, S.K. Sampling. New York, Wiley-Interscience Publication, 1992. 343p.

TUCCI, C. E. M.; PORTO, R.L.L.; BARROS, M.T. **Drenagem Urbana**. Porto Alegre: UFRGS, v.5, 1995. 428 p.

VIEIRA, S.R. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: NOVAIS, R.F.; ALVAREZ V., V.H. & SCHAEFER, C.E.G.R., eds. Tópicos em ciência do solo. Viçosa, MG, **Sociedade Brasileira de Ciência do Solo**, 2000. v.1. p.1-54.

VIOLA, M. R.; MELLO, C. R.; PINTO, D. B. F.; MELLO, J. M.; ÁVILA, L. F. Métodos de interpolação espacial para o mapeamento da precipitação pluvial. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**. v.14, n.9, p.970–978, 2010. DOI: 10.1590/S1415-43662010000900009

WACKERNAGEL, H. Multivariate geostatistics. Springer-Verlag, 1995.

WOOD, C.; MILLER, B. Comparing Simple and Ordinary Kriging Methods For 2015 Iowa Precipitation. **Honors Mentor Program. Department of Geological and Atmospheric Sciences** Department of Agronomy. 2016. Acesso.  
[http://lib.dr.iastate.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1033&context=honors\\_posters](http://lib.dr.iastate.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1033&context=honors_posters).

XAVIER, A. C.; CECÍLIO, R. A.; LIMA, J. S. S Módulos em *matlab* para interpolação espacial pelo método de krigagem ordinária e do inverso da distância. **Revista Brasileira de Cartografia**. n. 62/01, 2010. (ISSN 0560-4613)

XAVIER, A. C.; CECÍLIO, R. A.; PRUSKI, F. F.; LIMA, J. S. S. Methodology for spatialization of intense rainfall equation parameters. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v.34, n.3, p.485-495, maio/jun. 2014. DOI: 10.1590/S0100-69162014000300012

YAMAMOTO, J. K; LANDIM, P. M. B. **Geoestatística: conceitos e aplicações**. São Paulo: Oficina de Textos, 2013.

ZARE CHAHOUKI, M.A.; ZARE CHAHOUKI, A. MALEKIAN, A.; BAGHERI, R.; VESALI, S. A. Evaluation of different cokriging methods for rainfall estimation in arid regions (central kavir basin in Iran). **Desert**, v. 19 n. 1, p. 1-9, 2014.

ZIMBACK, C. R. L. **Análise espacial de atributos químicos de solos para fins de mapeamento da fertilidade do solo**. 2001. Tese (Livre – Docência) - Faculdade de Ciências Agrônômicas, Univesidade Estadual Paulista, Botucatu, 2001.

## **APÊNDICES**

## APÊNDICE A

Tabela 1A. Parâmetros da equação de chuvas intensas dos estados de MG, ES, RJ e sul da BA

<b>Estado</b>	<b>Estação</b>	<b>K</b>	<b>a</b>	<b>b</b>	<b>c</b>	<b>Referência</b>
MG	Acaiaca	766,5	0,191	9,0	0,701	Freitas et al. (2001)
MG	Acesita (Coronel Fabriciano)	6010,4	0,204	44,8	1,03	Freitas et al. (2001)
MG	Aimorés	5695,9	0,179	36,7	1,033	Freitas et al. (2001)
MG	Aiuruoca	8394,5	0,205	40,7	1,165	Freitas et al. (2001)
MG	Alto da Boa Vista(Mateus Leme)	2591,3	0,202	21,5	0,914	Freitas et al. (2001)
MG	Andrelândia	3306,3	0,178	34,0	0,944	Freitas et al. (2001)
MG	Araçuaí	3450,0	0,225	58,4	0,947	Freitas et al. (2001)
MG	Araguari	10246,2	0,186	53,0	1,146	Freitas et al. (2001)
MG	Araxá	2500,0	0,154	27,1	0,912	Freitas et al. (2001)
MG	Arinos (ANEEL)	2495,2	0,205	22,8	0,975	Freitas et al. (2001)
MG	Arinos (INMET)	3500,0	0,166	41,1	0,942	Freitas et al. (2001)
MG	Assaraí (Pocrane)	3447,2	0,193	29,5	0,985	Freitas et al. (2001)
MG	Bambuí	978,2	0,187	17,8	0,722	Freitas et al. (2001)
MG	Barbacena	3000,0	0,208	23,1	1,003	Freitas et al. (2001)
MG	Barra do Cuité (Conselheiro Pena)	5400,4	0,17	47,6	1,041	Freitas et al. (2001)
MG	Barra do Escuro (São Romão)	3000,0	0,234	31,8	0,954	Freitas et al. (2001)
MG	Barra do Jequitai (Jequitai)	11285,1	0,212	45,9	1,225	Freitas et al. (2001)
MG	Belo Horizonte	682,9	0,169	4,0	0,671	Freitas et al. (2001)
MG	Boca da Caatinga (Manga)	1616,7	0,179	20,5	0,877	Freitas et al. (2001)
MG	Bom Jardim de Minas	3195,3	0,203	30,1	1,011	Freitas et al. (2001)
MG	Bonfim	2004,3	0,168	16,7	0,907	Freitas et al. (2001)
MG	Brás Pires	4654,6	0,185	35,0	1,046	Freitas et al. (2001)
MG	Buritis	2450,5	0,225	29,4	0,944	Freitas et al. (2001)

<b>Estado</b>	<b>Estação</b>	<b>K</b>	<b>a</b>	<b>b</b>	<b>c</b>	<b>Referência</b>
MG	Cachoeira da Manteiga (Buritizeiro)	3794,3	0,232	34,6	1,013	Freitas et al. (2001)
MG	Cachoeira do Paredão (Buritizeiro)	3352,3	0,2	27,4	1,009	Freitas et al. (2001)
MG	Cachoeira dos Óculos (Córrego Novo)	2710,2	0,186	29,0	0,917	Freitas et al. (2001)
MG	Cachoeira Escura (Belo Oriente)	815,8	0,189	11,7	0,702	Freitas et al. (2001)
MG	Caeté	902,1	0,189	15,8	0,716	Freitas et al. (2001)
MG	Caixa de Areia (Belo Horizonte)	1591,2	0,196	23,2	0,856	Freitas et al. (2001)
MG	Caldas	3600,0	0,194	46,2	0,91	Freitas et al. (2001)
MG	Canoeiros (São Gonçalo do Abaeté)	1664,2	0,191	24,2	0,828	Freitas et al. (2001)
MG	Caparaó	1088,1	0,14	14,0	0,782	Freitas et al. (2001)
MG	Capim Branco (Araguari)	4061,4	0,169	35,8	0,973	Freitas et al. (2001)
MG	Capinópolis	2737,5	0,184	26,8	0,938	Freitas et al. (2001)
MG	Capitânea (Montalvânia)	6040,2	0,21	37,6	1,1	Freitas et al. (2001)
MG	Capitão Enéias	8561,5	0,212	48,4	1,125	Freitas et al. (2001)
MG	Caradaí	2414,0	0,181	24,5	0,939	Freitas et al. (2001)
MG	Caratinga	5069,8	0,176	35,9	1,048	Freitas et al. (2001)
MG	Carbonita	1542,3	0,208	16,4	0,878	Freitas et al. (2001)
MG	Carmo da Mata	692,0	0,204	9,7	0,688	Freitas et al. (2001)
MG	Carmo do Paranaíba	809,8	0,169	13,2	0,71	Freitas et al. (2001)
MG	Caxambu	2534,1	0,215	25,8	0,97	Freitas et al. (2001)
MG	Genibra (Belo Oriente)	1860,6	0,179	22,1	0,83	Freitas et al. (2001)
MG	Central de Minas (Conselheiro Pena)	3157,3	0,188	32,3	0,959	Freitas et al. (2001)
MG	Colônia do Jaíba (Manga)	6527,5	0,226	32,1	1,141	Freitas et al. (2001)
MG	Conceição do Mato Dentro (ANEEL)	9459,8	0,23	34,5	1,221	Freitas et al. (2001)
MG	Conceição do Mato Dentro (INMET)	1206,6	0,182	18,4	0,756	Freitas et al. (2001)
MG	Congonhas	3359,6	0,221	25,1	1,026	Freitas et al. (2001)
MG	Coromandel	2587,2	0,166	26,1	0,927	Freitas et al. (2001)
MG	Coronel Pacheco (Barbacena)	701,9	0,188	5,1	0,705	Freitas et al. (2001)
MG	Cristina	1961,4	0,181	24,8	0,882	Freitas et al. (2001)
MG	Delfim Moreira	1005,9	0,158	16,6	0,824	Freitas et al. (2001)
MG	Desterro de Melo	3077,7	0,16	34,4	0,908	Freitas et al. (2001)
MG	Diamantina	523,6	0,193	5,1	0,637	Freitas et al. (2001)

<b>Estado</b>	<b>Estação</b>	<b>K</b>	<b>a</b>	<b>b</b>	<b>c</b>	<b>Referência</b>
MG	Dom Cavati (Conselheiro Pena)	4296,3	0,201	39,8	0,994	Freitas et al. (2001)
MG	Emborcação (Araguari)	6000,0	0,173	58,7	0,997	Freitas et al. (2001)
MG	Entre Rios de Minas	3655,2	0,172	27,6	1,004	Freitas et al. (2001)
MG	Espinosa	679,4	0,188	8,7	0,731	Freitas et al. (2001)
MG	Fazenda Buritis II (Paracatu)	10030,6	0,138	45,2	1,155	Freitas et al. (2001)
MG	Fazenda Correntes (Jequitaiá)	3716,1	0,249	28,6	1,034	Freitas et al. (2001)
MG	Fazenda Curralinho (Igarapé)	4784,3	0,211	34,2	1,066	Freitas et al. (2001)
MG	Fazenda das Pedras (Três Marias)	4782,2	0,167	33,8	1,037	Freitas et al. (2001)
MG	Fazenda Juca Casemiro (Cambuquira)	6058,8	0,22	32,9	1,09	Freitas et al. (2001)
MG	Fazenda Laranjeiras (Itauna)	3600,0	0,244	33,0	0,976	Freitas et al. (2001)
MG	Fazenda Limeira (Unaí)	522,7	0,193	8,5	0,61	Freitas et al. (2001)
MG	Fazenda o Resfriado (Unaí)	2500,0	0,202	43,9	0,853	Freitas et al. (2001)
MG	Fazenda Santa Rita (Mateus Leme)	1172,5	0,198	10,5	0,777	Freitas et al. (2001)
MG	Fazenda São Mateus (Ibiá)	1198,0	0,187	11,1	0,819	Freitas et al. (2001)
MG	Fazenda Três Marias (São Pedro dos Ferros)	732,0	0,228	4,0	0,711	Freitas et al. (2001)
MG	Ferros	1365,3	0,171	16,7	0,807	Freitas et al. (2001)
MG	Florestal	1127,4	0,139	12,7	0,787	Freitas et al. (2001)
MG	Formoso	3500,0	0,195	27,4	0,972	Freitas et al. (2001)
MG	Gouveia	2817,6	0,189	31,1	0,955	Freitas et al. (2001)
MG	Governador Valadares	4980,6	0,202	52,5	0,969	Freitas et al. (2001)
MG	Grão Mogol	5619,0	0,199	37,9	1,074	Freitas et al. (2001)
MG	Ibituruna	2808,5	0,174	26,9	0,933	Freitas et al. (2001)
MG	Iguatama	819,7	0,194	10,1	0,741	Freitas et al. (2001)
MG	Iraí de Minas	2891,4	0,178	23,9	0,958	Freitas et al. (2001)
MG	Itamarandiba	3220,0	0,209	35,5	0,918	Freitas et al. (2001)
MG	Itaobim	1718,7	0,175	17,5	0,9	Freitas et al. (2001)
MG	Itinga	6483,0	0,216	35,2	1,154	Freitas et al. (2001)
MG	Ituiutaba	4020,0	0,158	38,2	0,952	Freitas et al. (2001)
MG	Itumirim	4159,3	0,179	33,8	1,005	Freitas et al. (2001)
MG	Jacinto	3038,9	0,225	25,0	0,993	Freitas et al. (2001)

<b>Estado</b>	<b>Estação</b>	<b>K</b>	<b>a</b>	<b>b</b>	<b>c</b>	<b>Referência</b>
MG	Janaúba	4323,8	0,224	45,9	1,03	Freitas et al. (2001)
MG	Januária	1513,7	0,155	19,6	0,813	Freitas et al. (2001)
MG	Jardim (Mateus Leme)	908,9	0,18	9,3	0,767	Freitas et al. (2001)
MG	João Pinheiro	4741,7	0,202	42,4	0,993	Freitas et al. (2001)
MG	Juatuba (Mateus Leme)	6985,6	0,226	46,5	1,092	Freitas et al. (2001)
MG	Juiz de Fora	3000,0	0,173	24,0	0,96	Freitas et al. (2001)
MG	Juramento	1465,6	0,194	22,5	0,817	Freitas et al. (2001)
MG	Juvenília (Montalvânia)	1070,6	0,199	19,5	0,776	Freitas et al. (2001)
MG	Lagoa do Gouveia (Tiros)	1020,9	0,168	15,2	0,732	Freitas et al. (2001)
MG	Lagoa Grande (Nova Lima)	1200,0	0,215	23,2	0,765	Freitas et al. (2001)
MG	Lavras	10224,8	0,187	56,3	1,149	Freitas et al. (2001)
MG	Luz	1084,1	0,171	12,3	0,76	Freitas et al. (2001)
MG	Macaia (Bom Sucesso)	2579,6	0,205	21,3	0,995	Freitas et al. (2001)
MG	Machado	3811,3	0,207	20,3	1,075	Freitas et al. (2001)
MG	Madre de Deus de Minas	1193,6	0,18	11,3	0,8	Freitas et al. (2001)
MG	Manga	1828,3	0,188	28,7	0,899	Freitas et al. (2001)
MG	Maria da Fé	1198,2	0,172	11,1	0,851	Freitas et al. (2001)
MG	Mateus Leme	1593,1	0,184	28,5	0,82	Freitas et al. (2001)
MG	Mendanha (Diamantina)	640,9	0,184	7,2	0,7	Freitas et al. (2001)
MG	Mocambinho (Itacarambi)	1088,7	0,218	12,3	0,814	Freitas et al. (2001)
MG	Monte Alegre de Minas	5942,3	0,177	40,1	1,061	Freitas et al. (2001)
MG	Montes Claros	4050,0	0,167	34,8	0,992	Freitas et al. (2001)
MG	Morro do Pilar	1645,6	0,188	25,1	0,819	Freitas et al. (2001)
MG	Mucuri (Teófilo Otoni)	2042,5	0,208	24,6	0,886	Freitas et al. (2001)
MG	Muzambinho	3543,4	0,218	18,2	1,044	Freitas et al. (2001)
MG	Naque Velho (Açucena)	842,3	0,209	11,6	0,709	Freitas et al. (2001)
MG	Nova Ponte	3866,0	0,147	35,8	0,971	Freitas et al. (2001)
MG	Pai Joaquim (Sacramento)	2150,9	0,177	19,9	0,896	Freitas et al. (2001)
MG	Papagaios	1272,2	0,2	18,2	0,791	Freitas et al. (2001)
MG	Paracatu	9099,0	0,184	49,2	1,125	Freitas et al. (2001)
MG	Patos de Minas	2837,1	0,208	29,4	0,943	Freitas et al. (2001)
MG	Pedra Azul	4452,0	0,176	37,3	1,013	Freitas et al. (2001)
MG	Pedra de Maria da Cruz (Januária)	574,9	0,198	7,8	0,71	Freitas et al. (2001)

<b>Estado</b>	<b>Estação</b>	<b>K</b>	<b>a</b>	<b>b</b>	<b>c</b>	<b>Referência</b>
MG	Pedreira (Mateus Leme)	3600,0	0,204	43,2	0,931	Freitas et al. (2001)
MG	Pedro Leopoldo	925,1	0,196	11,3	0,761	Freitas et al. (2001)
MG	Piranga	1031,3	0,172	13,9	0,745	Freitas et al. (2001)
MG	Pirapora	3210,2	0,181	33,3	0,948	Freitas et al. (2001)
MG	Pitangui	909,7	0,178	9,9	0,754	Freitas et al. (2001)
MG	Pium-hi(Piui)	2049,1	0,168	16,7	0,913	Freitas et al. (2001)
MG	Pompéu	4988,6	0,155	32,2	1,039	Freitas et al. (2001)
MG	Ponte BR-040 (João Pinheiro/Rio Prata)	2404,1	0,231	22,7	0,918	Freitas et al. (2001)
MG	Ponte BR-040 (Paracatu)	1422,0	0,194	7,5	0,867	Freitas et al. (2001)
MG	Ponte do Linício (Presidente Juscelino)	2302,7	0,192	30,7	0,922	Freitas et al. (2001)
MG	Ponte Nova	9920,0	0,197	46,7	1,147	Freitas et al. (2001)
MG	Ponte Nova do Paraopeba (Betim)	3317,4	0,175	30,1	0,951	Freitas et al. (2001)
MG	Ponte Raul Soares (Lagoa Santa)	3316,8	0,235	32,1	1,006	Freitas et al. (2001)
MG	Porto do Cavalo (João Pinheiro)	1446,4	0,226	14,0	0,873	Freitas et al. (2001)
MG	Porto dos Porções (Bonfinópolis de Minas)	5240,5	0,187	30,5	1,065	Freitas et al. (2001)
MG	Porto Extrema	5212,5	0,181	33,7	1,061	Freitas et al. (2001)
MG	Porto Indaiá (Tiros)	4000,0	0,153	43,6	0,947	Freitas et al. (2001)
MG	Porto Pará (Martinho Campos)	777,0	0,162	12,7	0,69	Freitas et al. (2001)
MG	Presidente Juscelino	3574,3	0,188	21,7	1,033	Freitas et al. (2001)
MG	Presidente Olegário	2727,4	0,189	25,4	0,935	Freitas et al. (2001)
MG	Queiroz (Mateus Leme)	2400,0	0,213	33,7	0,893	Freitas et al. (2001)
MG	Raul Soares	1289,1	0,189	12,6	0,832	Freitas et al. (2001)
MG	Rocinha (Patos de Minas)	523,8	0,168	5,1	0,661	Freitas et al. (2001)
MG	Salinas	4600,0	0,203	35,0	1,033	Freitas et al. (2001)
MG	Salto Grande (Joanésia)	2600,0	0,2	25,8	0,912	Freitas et al. (2001)
MG	Santa Juliana	853,4	0,161	12,7	0,706	Freitas et al. (2001)
MG	Santa Rosa (Paracatu)	2144,8	0,171	19,4	0,909	Freitas et al. (2001)
MG	Santana do Jacaré	3628,1	0,171	29,5	1,011	Freitas et al. (2001)
MG	Santo Antônio do Boqueirão (Unai)	1433,0	0,221	16,3	0,963	Freitas et al. (2001)

<b>Estado</b>	<b>Estação</b>	<b>K</b>	<b>a</b>	<b>b</b>	<b>c</b>	<b>Referência</b>
MG	Santo Antônio do Montes	1727,1	0,189	19,2	0,87	Freitas et al. (2001)
MG	Santo Hipólito	520,9	0,179	2,0	0,737	Freitas et al. (2001)
MG	São Francisco	3666,0	0,235	32,8	1,038	Freitas et al. (2001)
MG	São Gonçalo (Montalvânia)	765,1	0,155	11,5	0,689	Freitas et al. (2001)
MG	São Gonçalo do Abaeté	3600,0	0,195	32,5	0,962	Freitas et al. (2001)
MG	São Gonçalo do Rio Acima (Barão de Cocais)	801,1	0,167	6,3	0,706	Freitas et al. (2001)
MG	São Gotardo	5154,3	0,21	28,9	1,072	Freitas et al. (2001)
MG	São João Del Rey	1050,3	0,174	16,1	0,777	Freitas et al. (2001)
MG	São José dos Buritis (Felixlândia)	2960,9	0,162	18,1	1,003	Freitas et al. (2001)
MG	São Lourenço	1125,3	0,175	7,1	0,845	Freitas et al. (2001)
MG	São Romão	1119,8	0,184	15,2	0,777	Freitas et al. (2001)
MG	São Simão	3355,0	0,172	30,2	0,96	Freitas et al. (2001)
MG	Serra Azul (Mateus Leme)	8376,9	0,17	52,2	1,119	Freitas et al. (2001)
MG	Serra do Salitre	5786,5	0,192	35,3	1,077	Freitas et al. (2001)
MG	Seta Lagoas (ANEEL)	5309,2	0,232	48,3	1,056	Freitas et al. (2001)
MG	Sete Lagoas (INMET)	3938,8	0,161	32,8	1,004	Freitas et al. (2001)
MG	Silvianópolis	666,9	0,184	20,9	0,635	Freitas et al. (2001)
MG	Teófilo Otoni	1715,8	0,201	27,0	0,815	Freitas et al. (2001)
MG	Três Marias	6168,2	0,155	37,1	1,089	Freitas et al. (2001)
MG	Tumiritinga	2077,8	0,178	31,7	0,842	Freitas et al. (2001)
MG	Uberaba	2400,0	0,164	31,2	0,867	Freitas et al. (2001)
MG	Uberlândia	6050,0	0,19	54,1	0,999	Freitas et al. (2001)
MG	Unaí (ANEEL)	3348,4	0,206	28,4	0,986	Freitas et al. (2001)
MG	Unaí (INMET)	2000,0	0,233	22,4	0,859	Freitas et al. (2001)
MG	Vau da Lagoa (Santana do Riacho)	837,6	0,186	5,4	0,763	Freitas et al. (2001)
MG	Velho da Taipa (Pitangui)	1958,7	0,22	16,2	0,919	Freitas et al. (2001)
MG	Vespasiano	1463,2	0,184	17,8	0,843	Freitas et al. (2001)
MG	Viçosa	3510,7	0,223	29,3	0,995	Freitas et al. (2001)
MG	Vila Matias	3600,0	0,194	46,2	0,91	Freitas et al. (2001)
MG	Vila Terra Branca (Bocaiúva)	716,7	0,213	5,3	0,752	Freitas et al. (2001)
MG	Volta Grande	2618,6	0,165	31,9	0,888	Freitas et al. (2001)
ES	Alegre	1497,7	0,258	19,3	0,855	Silva et al. (1999)
ES	Alto Rio Novo (Pancas)	1908,1	0,208	18,4	0,926	Freitas et al. (2001)

<b>Estado</b>	<b>Estação</b>	<b>K</b>	<b>a</b>	<b>b</b>	<b>c</b>	<b>Referência</b>
ES	Aracê (Domingos Martins)	880,5	0,175	9,7	0,729	Freitas et al. (2001)
ES	Aracruz	1298,3	0,12	21,0	0,786	Pinto et al. (1999)
ES	Boa Esperança	596,3	0,23	8,5	0,67	Silva et al. (1999)
ES	Caldeirão (Santa Teresa)	3777,3	0,196	46,8	0,947	Freitas et al. (2001)
ES	Cedrolândia	4000,0	0,178	51,5	0,92	Freitas et al. (2001)
ES	Colatina	709,9	0,201	7,3	0,687	Freitas et al. (2001)
ES	Córrego da Boa Esperança	4350,7	0,202	40,3	1,003	Freitas et al. (2001)
ES	Ecoporanga	5666,2	0,197	43,6	1,055	Freitas et al. (2001)
ES	Linhares	3647,2	0,223	20,7	1	Silva et al. (1999)
ES	Pancas	1227,9	0,185	20,6	0,758	Freitas et al. (2001)
ES	Patrimônio Santa Luzia do Norte	2407,1	0,187	34,4	0,877	Freitas et al. (2001)
ES	Santa Cruz do Caparaó	3873,7	0,18	35,4	0,986	Freitas et al. (2001)
ES	Santa Teresa	632,3	0,247	13,5	0,714	Silva et al. (1999)
ES	São Gabriel da Palha	1309,2	0,23	15,4	0,821	Silva et al. (1999)
ES	São João da Cachoeira Grande	5829,1	0,192	33,4	1,089	Freitas et al. (2001)
ES	São Mateus	4999,3	0,191	50,0	0,983	Silva et al. (1999)
ES	Venda Nova	4147,1	0,205	33,8	1	Silva et al. (1999)
ES	Vitória	4003,6	0,203	50,0	0,931	Silva et al. (1999)
RJ	Álcalis (Arraial do Cabo)	3281,2	0,222	44,2	1	Pinto et al. (1999)
RJ	Alto da boa Vista (Rio de Janeiro)	4378,1	0,227	49,2	1	Pinto et al. (1999)
RJ	Angra dos Reis	721,8	0,211	10,6	0,72	Pinto et al. (1999)
RJ	Bangu (Rio de Janeiro)	5144,1	0,191	76,7	0,953	ANEEL (2001)
RJ	Campos	1133,8	0,183	20,7	0,807	Pinto et al. (1999)
RJ	Cordeiro	612,2	0,185	5,0	0,695	Pinto et al. (1999)
RJ	Ecologia Agrícola (Seropédica)	3812,0	0,218	34,6	0,999	Pinto et al. (1999)
RJ	Ilha Guaíba	1045,1	0,244	49,9	0,679	Pinto et al. (1999)
RJ	Itaperuna	4999,9	0,196	34,5	0,986	Pinto et al. (1999)
RJ	Macaé	444,3	0,263	6,3	0,655	Pinto et al. (1999)
RJ	Manuel Duarte	9900,0	0,16	54,1	1,13	ANEEL (2001)
RJ	Nova Friburgo	2629,5	0,236	24,7	0,975	Pinto et al. (1999)
RJ	Ponte de Souza (Resende)	1714,4	0,168	20,0	0,822	ANEEL (2001)
RJ	Resende	1653,0	0,182	21,4	0,767	Pinto et al. (1999)
RJ	Rio da Cidade (Petrópolis)	9756,8	0,212	41,6	1,14	ANEEL (2001)
RJ	Santa Cruz (Rio de Janeiro)	2474,3	0,211	37,4	0,949	Pinto et al. (1999)

<b>Estado</b>	<b>Estação</b>	<b>K</b>	<b>a</b>	<b>b</b>	<b>c</b>	<b>Referência</b>
RJ	Santa Isabel do Rio Preto (Valença)	2686,5	0,168	20,8	0,929	ANEEL (2001)
RJ	Vargem Alta (Bom Jardim)	8520,4	0,183	33,2	1,132	ANEEL (2001)
RJ	Vassouras	3086,3	0,2	22,1	1	Pinto et al. (1999)
RJ	Vila Mambucaba (Angra dos Reis)	2055,8	0,223	31,6	0,793	Pinto et al. (1999)
RJ	Visconde de Mauá (Resende)	3450,3	0,21	50,5	0,899	ANEEL (2001)
BA	Cândido Sales	2828,4	0,204	34,5	0,956	Silva et al. (2002)
BA	Carinhanha	2718,1	0,214	21,2	0,978	Silva et al. (2002)
BA	Fazenda Porto Alegre	2500,0	0,184	34,5	0,902	Silva et al. (2002)
BA	Itamaraju	4032,9	0,211	28,6	1,06	Silva et al. (2002)
BA	Itapebi	3589,6	0,204	39,1	0,987	Silva et al. (2002)
BA	Medeiros Neto	6899,3	0,227	40,9	1,107	Silva et al. (2002)
BA	Santa Cruz da Vitória	3450,0	0,239	34,0	0,989	Silva et al. (2002)
BA	Santa Maria da Vitória	2873,4	0,216	29,7	0,946	Silva et al. (2002)