

UFRRJ
INSTITUTO DE AGRONOMIA
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM AGRONOMIA
CIÊNCIA DO SOLO

DISSERTAÇÃO

**Variabilidade Espacial do Potencial Erosivo
das Chuvas no Estado do Rio de Janeiro**

Claudinei Antonio Montebeller

2005



**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE AGRONOMIA
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM AGRONOMIA
CIÊNCIA DO SOLO**

**VARIABILIDADE ESPACIAL DO POTENCIAL EROSIVO
DAS CHUVAS NO ESTADO DO RIO DE JANEIRO**

CLAUDINEI ANTONIO MONTEBELLER

Sob a Orientação do Professor
Marcos Bacis Ceddia

e Co-orientação do Professor
Daniel Fonseca de Carvalho

Dissertação submetida como requisito
parcial para obtenção do grau de
Mestre em Ciências em Agronomia,
Área de Concentração em Ciência do
Solo

Seropédica, RJ
Fevereiro de 2005

631.45098153

M773v

T

Montebeller, Claudinei Antonio, 1979-
Variabilidade espacial do potencial
erosivo das chuvas no estado do Rio de
Janeiro / Claudinei Antonio Montebeller. -
2005.

103 f. : il.

Orientador: Marcos Bacis Ceddia.

Dissertação (mestrado) - Universidade
Federal Rural do Rio de Janeiro, Instituto
de Agronomia.

Bibliografia: f. 90-96.

1. Solos - Erosão - Rio de Janeiro
(Estado) - Teses. 2. Chuvas - Rio de
Janeiro (Estado) - Teses. 3. Erosão - Rio
de Janeiro (Estado) - Teses. I. Ceddia,
Marcos Bacis, 1968- II. Universidade
Federal Rural do Rio de Janeiro. Instituto
de Agronomia. III. Título.

**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE AGRONOMIA
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM AGRONOMIA – CIÊNCIA DO SOLO**

CLAUDINEI ANTONIO MONTEBELLER

Dissertação submetida ao Curso de Pós-Graduação em Agronomia, área de Concentração em Ciência do Solo, como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Ciências**, em Agronomia,

DISSERTAÇÃO APROVADA EM 23/ 02 /2005.

Marcos Bacis Ceddia. Dr. UFRRJ
(Orientador)

Sidney Rosa Vieira. Ph.D. IAC

Júlia Célia Mercedes Strauch. Dr. IBGE - ENGE

“Embora ninguém possa voltar atrás e
fazer um novo começo, qualquer um pode
começar agora e fazer um novo fim”.

Chico Xavier

Esta dissertação é dedicada

A Deus
Aos meus pais, Benvindo e Maria.
Aos meus irmãos Sidney e Elizabete
Ao Meu Amor Roberta.
Aos meus orientadores Daniel e
Marcos Bacis.

AGRADECIMENTOS

A Deus por tudo, desde o sopro de vida até o último momento conquistado.

À Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, pelas oportunidades ensinamentos e conhecimentos adquiridos ao longo dos anos.

A CAPES, pela bolsa de estudos.

À Superintendência Estadual de Rios e Lagoas (SERLA) pelo fornecimento dos dados pluviográficos.

Ao professor e amigo Daniel Fonseca de Carvalho pela orientação, amizade, apoio, compreensão e confiança.

Ao professor Marcos Bacis Ceddia, orientador e amigo, pela paciência, compreensão, incentivo e determinação.

Ao Professor Sidney Rosa Vieira pelos ensinamentos não só na área de geostatística, mas também na formação pessoal.

Ao Professor Ricardo Valcarcel pelo fornecimento dos dados pluviográficos.

Ao Professor Mauro Homem pelas valiosas dicas na área de cartografia.

Ao Professor Elemar Cassol, da UFRGS, pelo fornecimento do programa Chuveros.

Aos amigos Cristiane, Wilson, Eleandro e Elenilson, por todos esses anos de luta e cooperação.

À minha turma, 97 II, irmãos Allan Karl, Carla, Cristiane, Rodrigo entre outros.

Aos amigos Maurel, César e Raul, pela convivência na República do Rui.

Aos funcionários e amigos da Secretaria do Departamento de Solos, Luciene e Roberto.

À minha família que sempre confiou em mim, pois sem eles não teria chegado até aqui, meu pai, exemplo de pessoa batalhadora, que em momento nenhum de sua vida pensou apenas em si, mas sempre no futuro de seus filhos.

Ao meu Amor Roberta, ao meu lado em todos os momentos, me incentivando, dando forças para continuar, não sei o que seria sem você... Linda.

A todas as pessoas que contribuíram de alguma forma para a execução desse trabalho.

Dedico.

BIOGRAFIA

Claudinei Antonio Montebeller, filho de Benvindo José Montebeller e Maria José Montebeller, nasceu na cidade de Colatina, Espírito Santo, no dia 13 de junho de 1979.

Cursou o segundo grau no Colégio Marista, em Colatina-ES, sendo concluído no ano de 1996.

Em agosto de 1997, ingressou no curso de Agronomia da Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, em Seropédica-RJ, concluindo-o em outubro de 2002.

Foi bolsista de iniciação científica durante o período de 1999 a 2002 pelo PIBIC.

Em março de 2003, iniciou o curso de pós-graduação, em nível de Mestrado em Agronomia-Ciência do Solo, área de concentração Manejo e Conservação do Solo e Água, submetendo-se à defesa em 23 de fevereiro de 2005.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO GERAL	1
CAPITULO I – EROSIVIDADE DAS CHUVAS NO ESTADO DO RIO DE JANEIRO	3
RESUMO	4
ABSTRACT	5
1. INTRODUÇÃO	6
2. REVISÃO DE LITERATURA	8
2.1 Índices de Erosividade	10
3. MATERIAL E MÉTODOS	14
3.1 Origem das Informações e Formação de Banco de Dados	14
3.2 Cálculo dos Índices de Erosividade	15
3.3 Estimativa dos Índices de Erosividade	16
3.4 Equações para Estimativa dos Índices de Erosividade	20
3.5 Análise Exploratória dos Dados	20
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	21
4.1 Índices de Erosividade Obtidos a partir de Dados Pluviográficos	21
4.2 Índices de Erosividade Estimados a partir do Período Correspondente ao das Equações	33
4.3 Índices de Erosividade Estimados a partir das Médias das Séries Históricas	41
5. CONCLUSÕES	50
CAPÍTULO II – ANÁLISE DA VARIABILIDADE ESPACIAL DOS ÍNDICES DE EROSIVIDADE	51
RESUMO	52
ABSTRACT	53
1. INTRODUÇÃO	54
2. REVISÃO DE LITERATURA	56
2.1 Histórico da Geoestatística	56
2.2 Hipóteses Geoestatísticas	58
2.3 O Semivariograma	59
2.4 Anisotropia	63
2.5 Krigagem	64
3. MATERIAL E MÉTODOS	66
3.1 Análise Geoestatística	66
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	68
4.1 Semivariogramas Experimentais	68
4.1 Relações entre Altitude e Índices de Erosividade	74
4.2 Mapas de Erosividade	76
5. CONCLUSÕES	87
6. CONCLUSÕES FINAIS	88
7. RECOMENDAÇÕES FINAIS	89
8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	90
9. ANEXOS	97

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Localização do Estado do Rio de Janeiro.	8
Figura 2. Imagem via satélite do Estado do Rio de Janeiro (Fonte: Embrapa Monitoramento por Satélite: http://www.relevobr.cnpm.embrapa.br/).....	9
Figura 3. Mapa de isoietas das médias anuais. Fonte: (DAVIS & NAGHETTINI, 2000).	10
Figura 4. Mapa do Estado do Rio de Janeiro com a distribuição das 36 estações.	14
Figura 5. Mapa do Estado do Rio de Janeiro com a distribuição das 98 estações.	17
Figura 6. Distribuição de freqüência em classes de erosividade para o EI_{30} e $KE>25$	26
Figura 7. Distribuição mensal dos índices de erosividade na região da Baía da Ilha Grande (%), colunas em preto correspondem ao índice EI_{30} e as em branco, ao $KE>25$	30
Figura 8. Distribuição mensal dos índices de erosividade nas regiões Centro-Sul e Médio Paraíba (%).	31
Figura 9. Distribuição mensal dos índices de erosividade na Região Metropolitana (%).	31
Figura 10. Distribuição mensal dos índices de erosividade nas regiões Norte e Baixada Litorânea (%).	32
Figura 11. Distribuição mensal dos índices de erosividade na Região Serrana (%).	32
Figura 12. Distribuição mensal dos índices de erosividade nas regiões Noroeste (%). ...	32
Figura 13. Distribuição de freqüência em classes de erosividade para o EI_{30} e $KE>25$. 41	
Figura 14. Distribuição de freqüência em classes de erosividade para o EI_{30} e $KE>25$ estimados.	48
Figura 15. Modelo de semivariograma.	61
Figura 16. Semivariograma com “efeito pepita puro” para 36 estações pluviográficas..	70
Figura 17. Modelos obtidos para 68 estações com valores estimados no período das equações.	71
Figura 18. Modelo esférico para 68 estações com valores estimados a partir das médias das séries históricas 71	
Figura 19. Modelos exponenciais ajustados para 98 valores de erosividade estimados com as médias do período da equação.	72
Figura 20. Modelos ajustados para conjunto de dados com 98 valores de erosividade estimados a partir das médias da série histórica.	72
Figura 21. Modelos de semivariogramas ajustados para 36, 68, 98 e 584 valores de altitude.	75
Figura 22. Mapas de erosividade obtido para o índice EI_{30} . As letras a e b indicam a média pluviométrica utilizada: (a) média do período das equações, (b) média das séries históricas.	78
Figura 23. Mapas erosividade obtidos para o índice $KE>25$. As letras a e b indicam a média pluviométrica utilizada: (a) média do período das equações, (b) média das séries históricas.	80
Figura 24. Mapas de variâncias de krigagem obtidos para o índice EI_{30} . As letras a e b indicam a média pluviométrica utilizada: (a) média do período das equações, (b) média das séries históricas.	83
Figura 25. Mapa de variâncias obtido para o índice $KE>25$. As letras a e b indicam a média pluviométrica utilizada: (a) média do período das equações, (b) média das séries históricas.	85

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Relação das 22 estações pluviográficas.....	15
Tabela 2. Relação das estações pluviométricas e suas respectivas estações pluviográficas nas quais se utilizaram as equações.....	18
Tabela 3. Índices de erosividade EI_{30} médios mensais e anuais calculados para as 22 estações.....	22
Tabela 4. Índices de erosividade $KE>25$ médios mensais e anuais calculados para 22 estações.....	23
Tabela 5. Análise descritiva dos índices EI_{30} médios mensais e anuais das 22 estações.....	24
Tabela 6. Análise descritiva dos valores mensais e anuais do índice $KE>25$ calculados para as 22 estações.....	25
Tabela 7. Equações de regressão ajustadas entre o índice de erosividade médio mensal (EI_{30}) e a precipitação média mensal (p) ou o coeficiente de chuva (R_c).....	28
Tabela 8. Equações de regressão ajustadas entre o índice de erosividade médio mensal ($KE>25$) e a precipitação média mensal (p) ou o coeficiente de chuva (R_c).....	29
Tabela 9. Valores de erosividade mensais e anuais EI_{30} estimados utilizando as médias do período das equações.....	35
Tabela 10. Valores de erosividade mensais e anuais $KE>25$ estimados para 62 estações pluviométricas.....	37
Tabela 11. Análise descritiva dos valores mensais e anuais do índice EI_{30} estimados no período correspondente ao das equações.....	39
Tabela 12. Análise descritiva dos valores mensais e anuais de $KE>25$ estimados com as médias correspondentes ao período das equações.....	40
Tabela 13. Valores mensais e anuais do índice EI_{30} estimados utilizando as médias das séries históricas das estações pluviométricas.....	42
Tabela 14. Valores mensais e anuais do índice $KE>25$ estimados utilizando as médias das séries históricas das estações pluviométricas.....	44
Tabela 15. Análise descritiva dos valores estimados do índice EI_{30} utilizando as médias das séries históricas.....	46
Tabela 16. Análise descritiva dos valores do índice $KE>25$ estimados utilizando as médias das series históricas.....	47
Tabela 17. Valores médios de erosividade de acordo com a região geográfica.....	48
Tabela 18. Análise estatística dos conjuntos de dados analisados para os índices EI_{30} e $KE>25$	69
Tabela 19. Análise descritiva dos valores de altimetria.....	74
Tabela 20. Matriz de correlação entre altitude e índices de erosividade.....	76
Tabela 21. Valores percentuais das classes de erosividade (EI_{30}) para cada região geográfica do Estado do Rio de Janeiro.....	79
Tabela 22. Valores percentuais das classes de erosividade ($KE>25$) para as regiões geográficas do Estado do Rio de Janeiro.....	81
Tabela 23. Valores percentuais das classes de variância de krigagem (EI_{30}) para as regiões geográficas do Estado do Rio de Janeiro.....	84
Tabela 24. Valores percentuais das classes de variância de krigagem ($KE>25$) para as regiões geográficas do Estado do Rio de Janeiro.....	86

RESUMO GERAL

MONTEBELLER, Claudinei Antonio. **Variabilidade espacial do potencial erosivo das chuvas no Estado do Rio de Janeiro**. Seropédica: UFRRJ, 2003. 103 p (Dissertação, Mestrado em Agronomia, Ciência do Solo).

O presente trabalho teve como objetivo a obtenção dos índices EI_{30} e $KE>25$, bem como a geração dos mapas de erosividade para o Estado do Rio de Janeiro. Foram calculados índices de erosividade para 36 estações pluviográficas, sendo 16 gerenciadas pelo INMET (Instituto Nacional de Meteorologia), 13 pela SERLA (Superintendência Estadual de Rios e Lagoas), 4 pela Light e 3 pela ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica). Para cada uma dessas localidades, foram geradas equações de regressão para estimativa de índices de erosividade para localidades que apresentam apenas dados pluviométricos. Foram utilizadas duas formas para obtenção dos valores estimados, uma que considera a média da série histórica pluviométrica disponível, e a outra que considera apenas a média do período com dados pluviométricos que originou as equações. Os valores de EI_{30} e $KE>25$ calculados variaram de 3441 a 14794 $MJ\ mm\ ha^{-1}\ h^{-1}ano^{-1}$ e 46 a 166 $MJ\ ha^{-1}\ ano^{-1}$ para os índices EI_{30} e $KE>25$ médios anuais, respectivamente. Os valores de erosividade estimados variaram de 2167 a 14122 $MJ\ mm\ ha^{-1}\ h^{-1}ano^{-1}$ e 37 a 205 $MJ\ ha^{-1}\ ano^{-1}$. De posse dos valores calculados e estimados, no total de 98 valores foi observada dependência espacial obtendo-se boas correlações e baixos valores para o efeito pepita em relação aos conjuntos com 68 e 36 valores. O melhor modelo de semivariograma obtido para os dois índices foi o modelo exponencial.

Palavras chave: Índice de erosividade, geoestatística, krigagem.

GENERAL ABSTRACT

MONTEBELLER, Claudinei Antonio. **Spatial variability of rainfall erosivity for the state of Rio de Janeiro, Brazil**. Seropédica: UFRRJ, 2003. 103 p (Dissertação, Mestrado em Agronomia, Ciência do Solo).

The aim of this study was to calculate the rain erosivity (indexes EI_{30} and $KE>25$) as well as to analyze its spatial dependence in Rio de Janeiro State. The erosivity indexes were calculated for 36 pluviograph stations (which are managed by SERLA, INMET, LIGHT and ANEEL). Considering the few data to analyze the spatial dependence, for each pluviograph station, regression equations were generated to estimate erosivity index from pluviometer data. The regression equations were applied in 62 pluviometric stations, increasing to 92 points of erosivity index in the State. The estimation of erosivity index was made in two ways: the first, considering only the annual average of the period of data that generate the regression equations, and the second, considering the average of pluviometric historical series. The calculated values of EI_{30} index range from 3441 to 14794 $MJ\ mm\ ha^{-1}\ year^{-1}$ and 46 to 166 $MJ\ ha^{-1}\ year^{-1}$ for $KE>25$. The estimated values presented similar results ranging from 2167 to 14122 $MJ\ mm\ ha^{-1}\ year^{-1}$ and 37 to 205 $MJ\ ha^{-1}\ year^{-1}$. The results of both erosivity index, considering the annual average of the period of data regression equations and the average of pluviometric historical series, were similar. The geostatistic analyses showed that both erosivity index present spatial dependence and the exponential semivariogram model was best fit to the data.

Key words: Index erosivity, geostatistic, krigagem

1. INTRODUÇÃO GERAL

O solo é um dos recursos naturais mais importantes para a humanidade, e pode ter sua capacidade de produção limitada pela degradação, muitas vezes devido ao uso inadequado. A erosão hídrica é um dos principais agentes degradativos do solo, e é considerado um processo complexo que se manifesta em intensidades variáveis, condicionados pelo clima, solo, vegetação, topografia, uso da terra e práticas conservacionistas. Portanto, o conhecimento dos fatores que influenciam o processo erosivo hídrico é de fundamental importância para o planejamento das atividades de conservação do solo de uma região. Quando ocorre a quebra do equilíbrio natural desses fatores é que se inicia o processo erosivo e tem-se como consequência a perda de áreas agriculturáveis, diminuição na produção e produtividade, assoreamento de rios e cursos d'água, causando inundações e deslizamentos de encostas no período das cheias, e carências no período seco.

A chuva é a forma de precipitação mais importante em estudos hidrológicos por apresentar capacidade de gerar escoamento. A distribuição das chuvas ao longo do ano é que determina qual o manejo utilizado para determinada época com o objetivo de amenizar os impactos desse processo físico. Ultimamente muitos pesquisadores têm estudado as chuvas e suas relações com o processo erosivo, entretanto ainda são poucos os trabalhos relacionados no Brasil e os que existem se apresentam muitas vezes de forma localizada. Além disso, as pesquisas não atingem todas as realidades existentes, pois ainda não se tornaram aplicáveis à todos os níveis de manejo do solo.

O Estado do Rio de Janeiro apresenta áreas com grande potencial agrícola, muitas vezes em condições declivosas e com altos índices de pluviosidade. Tal fato indica a importância de estudos dessa natureza, mas são poucos os que vêm sendo realizados. Além disso, os dados necessários para o cálculo dos parâmetros para estimativas de perdas de solo são inconsistentes e não abrangem todas as regiões do Estado. A implantação de parcelas de perdas de solo é trabalhosa e necessita de muitos anos de coleta para calibração e obtenção dos parâmetros, e requerem atenção constante. Além disso, nem todas as localidades dispõem de estações para a coleta de dados pluviográficos, estes considerados essenciais como dados de entrada para as estimativas de perdas de solos. Por isso se faz necessário a utilização de métodos interpoladores para a estimativa de valores em locais com essas condições de inacessibilidade de dados de chuvas.

O território do Estado do Rio de Janeiro é caracterizado por um relevo bastante variado composto de baixadas, maciços litorâneos e planaltos. Devido à interação do relevo com os fatores climáticos, a vegetação é bastante diversificada. Considerando as relações entre relevo, precipitação e vegetação, são formuladas as seguintes hipóteses:

- hipótese nula - a erosividade das chuvas no Estado apresenta variabilidade espacial aleatória;
- hipótese alternativa - a erosividade das chuvas no Estado apresenta variabilidade que depende da posição espacial;

A disponibilidade de trabalhos que estudam a erosividade das chuvas no Estado do Rio de Janeiro é mínima, quando comparada à importância do conhecimento desta variável no contexto da conservação de solo e água. O primeiro capítulo deste trabalho retrata a importância da obtenção dos índices de erosividade para fins de manejo agrícola e tem por objetivo calcular índices de erosividade para diversas localidades,

visando conhecer melhor o potencial erosivo das chuvas e avaliar áreas e épocas com riscos de erosão hídrica. O segundo capítulo tem como objetivos a verificação do comportamento espacial desses índices, obtidos de forma diferenciada para locais onde não se dispõem de dados pluviográficos, e a geração de mapas erosividade por meio de métodos interpoladores.

CAPITULO I

EROSIVIDADE DAS CHUVAS NO ESTADO DO RIO DE JANEIRO

RESUMO

O objetivo desse trabalho foi calcular a erosividade das chuvas (índices EI_{30} e $KE>25$) em diferentes regiões no Estado do Rio de Janeiro. Considerando que foram obtidos poucos dados de estações pluviográficas (22), foram geradas equações de regressão para estimativa de erosividade a partir de dados pluviométricos. Com as 36 equações obtidas foi possível estimar erosividade a partir de dados pluviométricos. As equações foram aplicadas para as diferentes localidades baseadas na distância, altitude e similaridade entre os dados pluviométricos das estações. Assim, as erosividades estimadas e calculadas foram analisadas estatisticamente e agrupadas em classes de erosividade. A maioria dos valores de erosividade, tanto calculados quanto estimados (EI_{30} e $KE>25$) foram classificados como médio a forte. Ambos os índices apresentaram padrões similares e os maiores valores mensais são observados no período de setembro a fevereiro. Não houve grandes diferenças entre os índices calculados e estimados, quando se utilizaram os dados das séries históricas e o período utilizado para a geração das equações.

ABSTRACT

The aim of this study was to calculate the rainfall erosivity (index EI_{30} and $KE>25$) in different regions of Rio de Janeiro State. Considering the few data of rainfall registered (22), regression equations were generated to 62 rain gauges. From the 36 equations it was possible to estimate erosivity from pluviometer data. Equations were then applied to different locations based on distance, altitude and similarity of rain gauge between stations. The erosivity estimated and calculated were statistically analyzed and clustered in erosivity classes. The majority of erosivity calculated and estimated (EI_{30} e $KE>25$) were classified as medium to strong. Both index present similarity and the higher values were found between September and February. There was no difference between index, calculated and estimated, using the historical data from the stations and the period of the data used to generated the equations.

1. INTRODUÇÃO

A erosão, entendida como um processo de degradação do solo devido à atuação dos fatores naturais e antrópicos têm cada vez mais recebido a atenção dos pesquisadores, tanto no que diz respeito à manutenção da produtividade agrícola como no que se refere à preservação ambiental de uma forma geral. Os agentes naturais que tem a capacidade de provocar erosão são: o gelo, pela movimentação de massas; o vento, pela capacidade de transportar partículas desagregadas; e a chuva, que tem a capacidade de quebrar os agregados e transportar partículas de solo. Este último é considerado o mais importante para fins de manejo (ALVES, 2000).

Para o estudo deste tipo de fenômeno são utilizados métodos diretos, baseados na coleta do material erodido, em campos experimentais e/ou laboratórios, ou ainda métodos indiretos, através de modelos matemáticos de predição. Nas últimas décadas o avanço da informática permitiu o desenvolvimento de procedimentos baseados em técnicas de simulação que possibilitam considerar as variações espaciais e temporais existentes nos fatores condicionadores do processo erosivo (SILVA & PRUSKI, 1997). Dentre os métodos indiretos WISCHMEIER & SMITH (1958), propuseram um modelo baseado em experimentos implantados nos Estados Unidos denominado Equação Universal de Perda de Solos (USLE), sendo necessários para sua aplicação a determinação dos seguintes fatores: R (erosividade da chuva), K (erodibilidade do solo), L (comprimento de rampa), S (declividade), C (cobertura) e P (práticas de manejo). A Equação Universal de Perda de Solo Modificada (MUSLE) é uma modificação da USLE proposta em 1975, apresentando algumas alterações no componente hidrológico e se baseia no escoamento superficial de eventos isolados (MACHADO, 2002). Com o avanço das pesquisas e melhor conhecimento dos processos que influem nas perdas de solo, foi promovida na década de 80 uma revisão da USLE, denominada RUSLE. Sendo esta uma equação que prediz a erosão em sulcos e entressulcos, ou seja, tanto pela chuva ou pelo escoamento superficial (RENARD, 1997). Neste modelo foram incluídos novos valores aos parâmetros, considerando as épocas do ano para o cálculo do fator K, e nova metodologia para a obtenção dos fatores C e P.

Posteriormente, ainda na década de 80, foi desenvolvida a ANSWER (Areal Nonpoint Surce Watershed Environment Response Simulation) que é um modelo trabalha com as predições dos comportamentos hidrológicos e erosivos a nível de bacia hidrográfica. Tem por objetivo fornecer base para análise dos efeitos que as práticas de manejo têm sobre a quantidade e qualidade de água disponível. Nas últimas décadas vem sendo desenvolvida a WEPP (Water Erosion Prediction Project) com o objetivo de prever os impactos do uso do solo em função das práticas de manejo, para se tomar as medidas adequadas com relação a planejamentos ambientais e conservação de água e solo (AMORIM, 1999).

A USLE sendo a mais antiga, ainda é um dos modelos mais utilizados no mundo, e dentre os fatores utilizados para sua aplicação, a erosividade das chuvas é um dos mais difíceis de se obter, pois envolve séries históricas longas (20 anos ou mais), sua determinação é lenta e trabalhosa; podendo até se tornar impossível, por envolver informações contidas em pluviogramas diários de chuva que, para algumas regiões, são escassos ou inexistentes.

O potencial da chuva em causar erosão (fator R da USLE) é expresso em $MJ\ mm\ ha^{-1}\ h^{-1}$ e pode ser avaliado por meio de índices de erosividade, que se baseiam nas características físicas das chuvas de cada região (precipitação total, intensidade e

distribuição). Existem vários parâmetros que podem ser utilizados para estimar a erosividade da chuva, devendo ser escolhido aquele mais adequado, uma vez que cada ambiente e evento são únicos na escala temporal e espacial. Para as regiões de clima temperado a variável que mais utilizada para avaliar a erosividade da chuva é o produto da energia cinética da chuva (EC) pela sua intensidade máxima em 30 minutos (I_{30}), sendo denominado EI_{30} , sendo este o parâmetro que apresentou melhores correlações com as perdas de solo nos EUA. Porém, alguns autores (HUDSON, 1973 e LAL, 1988) verificaram que o EI_{30} não apresenta boa correlação com as perdas de solo em regiões tropicais, propondo outra metodologia para o cálculo da erosividade para essas regiões.

O índice foi denominado $KE>25$, o qual é determinado a partir da soma da energia cinética das chuvas com intensidade superior a 25 mm h^{-1} . Entretanto, o índice padrão utilizado na USLE é o EI_{30} , sendo necessária conversão de unidades para adequação do $KE>25$. Este último apresenta vantagem em relação ao EI_{30} por não necessitar do cálculo do I_{30} , sendo aplicada apenas a fórmula da energia cinética. É interessante ressaltar que ambos os índices apresentam a desvantagem de não considerar as condições iniciais de umidade do solo.

Além disso, as dificuldades para obtenção desses índices são enormes, pois necessitam de séries históricas com dados consistentes. Sabe-se que o número de estações pluviográficas no Brasil é pequeno, sendo que muitas estão inativas e sua distribuição ao longo do território nacional é muito irregular. Em várias regiões do Brasil, os índices de erosividade vêm sendo utilizados no traçado de mapas com linhas ditas isoerosivas, que é uma maneira de contornar a escassez de dados que possibilitem a determinação dos índices de erosividade em localidades que carecem de tais informações. GONÇALVES (2002) desenvolveu para o Estado do Rio de Janeiro um mapa de linhas isoerosivas que, por limitações na base de dados, contemplou apenas estações localizadas nas regiões Metropolitana, Sul e Serrana do Rio de Janeiro. Poucos estudos de erosividade foram desenvolvidos para o Estado do Rio de Janeiro, que possui áreas com potencial agrícola, muitas vezes em regiões com declividade acentuada e alto índice pluviométrico. Sabendo-se da grande influência da erosividade sobre o processo erosivo, e da importância dessas informações para planejamento agrícola, objetivou-se, neste capítulo, calcular o índice de erosividade para 22 estações pluviográficas, e por meio de equações de regressão, estimar esses índices para outras 62 localidades no Estado do Rio de Janeiro.

2. REVISÃO DE LITERATURA

A região Sudeste do Brasil é a que apresenta as maiores variações locais de distribuição pluviométrica e a sua distribuição espacial é influenciada por fatores dinâmicos e estáticos. Dos fatores estáticos, dois devem ser destacados: a latitude que proporciona ao Estado do Rio de Janeiro forte radiação solar durante todo o ano, e a proximidade ao Oceano Atlântico. Os fatores dinâmicos são considerados os elementos ativos, como a movimentação das massas de ar. As massas de ar quente são influenciadas pela alta temperatura (devido à radiação solar), alta umidade (proveniente de áreas vegetadas e evaporações marítimas) e a direção dos ventos, já as massas de ar frio são assim denominadas por serem provenientes de regiões polares e apresentarem baixas temperaturas. Esses fatores, estáticos e dinâmicos associados entre si, caracterizam os elevados índices pluviométricos da região. Porém, sua distribuição espacial é determinada por dois fatores: a orografia e o mecanismo dinâmico.



Figura 1. Localização do Estado do Rio de Janeiro.

Pelo efeito orográfico, podem-se destacar as serras do Mar e da Mantiqueira que se opõem frontalmente à direção dos ventos das correntes, exercendo grande influência, fazendo com que as precipitações pluviométricas cresçam de acordo com o aumento da altitude. Essas serras apresentam maiores valores de pluviosidade que o litoral e o vale do Paraíba do Sul (DAVIS & NAGHETTINI, 2000). É comum observar durante determinados períodos no ano a ocorrência de chuvas consideradas insignificantes e até mesmo inexistentes na Baixada Litorânea e no vale do Paraíba do Sul, o contrário é observado em largos trechos dessas serras, onde se verificam chuvas muito intensas. Em virtude do maior número de precipitações estarem ligados às instabilidades frontais e pós-frontais, a Serra do Mar – por ser, na maioria das vezes, a primeira a ser atingida pelas correntes de origem polar – apresenta índices mais altos de pluviosidade que a Serra da Mantiqueira. Enquanto os níveis mais elevados da Mantiqueira recebem em média entre 2.000 a 2.500mm de chuva durante o ano, na Serra do Mar apresenta valores de 2.000 a 4.500mm. No entanto, chuvas de frentes semi-estacionárias ou

quentes podem levar à Mantiqueira precipitações maiores que na Serra do Mar, bem como as de frentes frias de orientação aproximada N/S.

De uma forma mais localizada, enfatizam-se as diferenças observadas entre os índices pluviométricos de um lado e de outro dessas serras. As encostas ao sul, na maioria das vezes a barlavento, são bem mais chuvosas que as encostas a sotavento. Na encosta a barlavento da Serra do Mar, por exemplo, as isoietas de valores mais elevados que passam no topo da serra diminuem a níveis médios no decorrer da encosta, enquanto que a sotavento as precipitações diminuem à medida que se aproximam do vale do rio Paraíba do Sul.

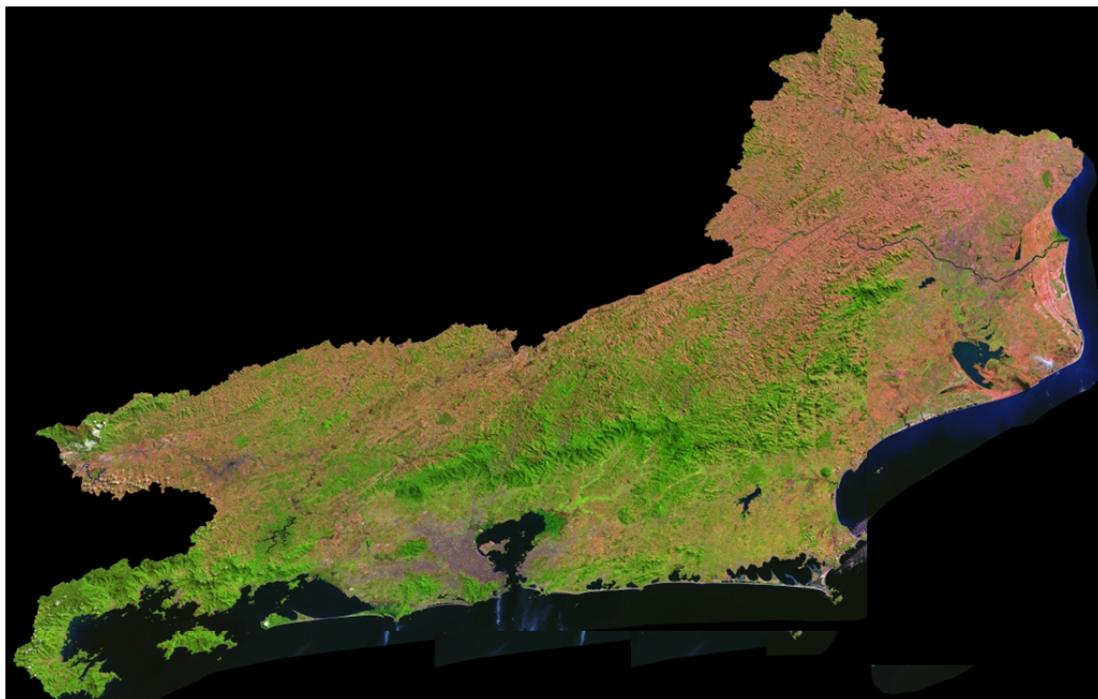


Figura 2. Imagem do Estado do Rio de Janeiro obtida por satélite (Fonte: Embrapa Monitoramento por Satélite: <http://www.relevobr.cnpm.embrapa.br/>).

A diminuição da umidade do ar devido à influência das serras da Mantiqueira e do Mar e a dessecação adiabática tornam o Vale do Paraíba bem menos úmido e chuvoso. Nesta região a pluviometria anual varia de 750 a 1.000mm. Outra área igualmente menos chuvosa é a Baixada Litorânea, que se inicia na divisa com o Estado do Espírito Santo e vai até à lagoa de Araruama que apresenta as mais baixas precipitações (inferiores a 1.000mm). O mapa das isoietas das precipitações médias anuais, apresentado na Figura 3, ilustra a distribuição das chuvas no Estado do Rio de Janeiro. Os valores foram calculados a partir de dados 279 estações da região, localizadas nos estados do Rio de Janeiro, São Paulo, Minas Gerais e no Espírito Santo. O período base utilizado foi de 1968 a 1995, onde foram calculados os valores médios da precipitação total anual. As linhas de mesma precipitação foram traçadas em função dos valores pontuais, sendo que sua conformação também leva em consideração a topografia.

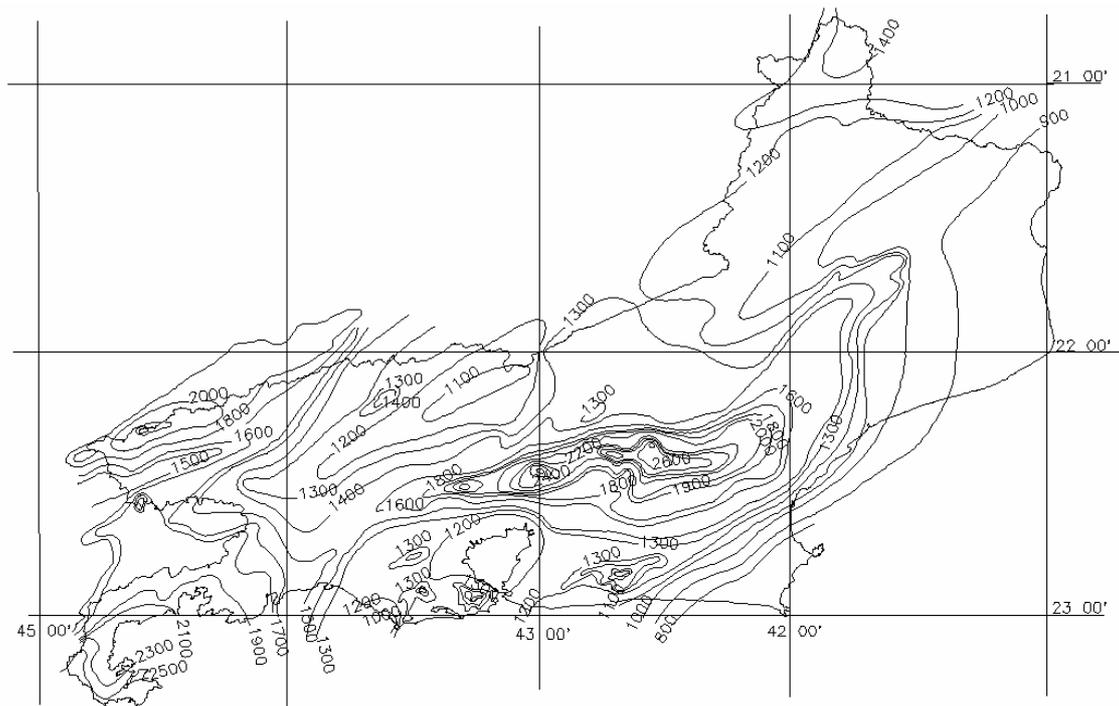


Figura 3. Mapa de isoietas das médias anuais. Fonte: (DAVIS & NAGHETTINI, 2000).

2.1 Índices de Erosividade

A erosividade é um índice numérico que expressa a capacidade da chuva, esperada em uma localidade, de causar erosão em uma área sem proteção (FAO, 1967). CABEDA (1976) considera como chuva erosiva aquela que ocorre com quantidade igual ou superior a 10 mm, ou que, no mínimo, seja igual a 6 mm em um período de 15 minutos.

Dentre os fatores da USLE, apenas o índice de erosividade (fator R) é calculado diretamente a partir de registros pluviográficos, enquanto os demais são relativos à parcela padrão de WISCHMEIER & SMITH (1978). Para se obter um valor confiável para o fator R estima-se que sejam necessários de 20 anos de coleta de dados (WISCHMEIER & SMITH, 1978). Esse fator tem sido considerado um dos mais importantes componentes da USLE, pois permite quantificar o efeito do impacto das gotas de chuvas sobre o solo e calcular sua erodibilidade, expressa numericamente, pela relação entre a perda anual média de solo e o fator erosividade da chuva. A variação do fator R ao longo do ano define a melhor época para o estabelecimento das práticas de manejo e conservação do solo (VAL et al., 1986). Além de seu papel como componente da USLE, este fator pode servir ainda como parâmetro de suporte a trabalhos de extensão e assistência rural (BERTOL, 1994), pois permite definir épocas críticas quanto a ocorrência da erosão. Segundo ROQUE et al. (1999), pesquisas têm indicado que, quando todos os fatores da USLE, com exceção da erosividade, são mantidos constantes, as perdas de solo causadas por uma chuva qualquer são diretamente proporcionais ao índice de erosividade. Existem vários parâmetros que podem ser utilizados para estimar a erosividade da chuva, sendo o problema escolher qual o mais adequado, uma vez que cada ambiente e evento são únicos nas escalas temporal e

espacial e, conseqüentemente, a erosão varia de diferentes maneiras (GONÇALVES, 2002).

A erosividade é exclusivamente função das características físicas da chuva, entre as quais: a quantidade, a intensidade, diâmetro de gotas, velocidade terminal e energia cinética (HUDSON, 1973). Na expectativa de detalhar os estudos desse agente erosivo, pesquisas têm demonstrado que as características das chuvas que proporcionam as melhores correlações com as perdas de solo são a intensidade e a energia cinética. O interesse em estimar a energia cinética se deve ao fato de que a maior parte dos índices de erosividade testados e em uso, combina a energia cinética da chuva com algum parâmetro que expresse o poder erosivo do escoamento superficial (FOSTER, 1981).

WISCHMEIER & SMITH (1958), pesquisando a relação entre as diferentes características físicas da chuva e as perdas de solo evidenciadas nos Estados Unidos, com o objetivo de estabelecer um índice de erosividade que melhor estimasse a capacidade da chuva em provocar erosão, verificaram que a perda de solo provocada pelas chuvas em áreas cultivadas apresentou elevada correlação com o produto entre duas características das chuvas: energia cinética total e intensidade máxima em 30 minutos. Esse produto foi denominado como índice EI₃₀, que foi capaz de explicar de 72 a 97% das perdas de solo causadas pelas chuvas.

De acordo com WISCHMEIER & SMITH (1978), o EI₃₀ representa os efeitos do impacto das gotas e turbulência combinados com a capacidade de transporte do escoamento superficial. Segundo WAGNER & MASSAMBANI (1988), a energia cinética da chuva pode ser calculada diretamente a partir da distribuição do tamanho e da velocidade terminal das gotas. Os autores determinaram a relação entre a energia cinética e a taxa de precipitação, obtida a partir de 533 amostras da distribuição de gotas de chuva oriundas de precipitações predominantemente convectivas (pequeno volume, curta duração e alta intensidade) observadas no Estado de São Paulo e concluíram que a equação obtida para o cálculo da energia cinética não difere significativamente da equação de WISCHMEIER & SMITH (1958). Este índice têm sido calculado e testado em diversos países, inclusive no Brasil, onde vem sendo amplamente utilizado. Entretanto, sua representação vem sendo questionada em países tropicais e subtropicais, tendo como conseqüência a busca de índices alternativos (COLODRO (2002), LAL (1976), HUDSON (1981)).

Na faixa temperada do globo terrestre a intensidade das chuvas raramente excede 75 mm h⁻¹, por outro lado, na faixa tropical, observa-se regularmente, valores da ordem de 150 mm h⁻¹. HUDSON (1973), estudando a erosividade da chuva na África, verificou que o índice EI₃₀ não apresentava boas correlações com as perdas de solo como nos Estados Unidos. Partindo da observação de que para baixas intensidades a erosão do solo era inexpressiva, o autor desenvolveu um método alternativo para calcular o índice de erosividade da chuva. O valor limite de intensidade, no qual a chuva inicia o processo erosivo, foi considerado como 25 mm h⁻¹. Foi observada uma excelente correlação entre a erosão e a energia cinética da chuva quando foram omitidas as energias das chuvas ou dos segmentos de chuva que apresentassem intensidades menores do que 25 mm h⁻¹. O novo índice de erosividade da chuva determinado por HUDSON (1973) foi denominado de KE>25, o qual significa a energia cinética da chuva para intensidades de precipitação maiores do que 25 mm h⁻¹.

LAL (1976) relata que a equação empírica de WISCHMEIER & SMITH (1958) subestima a energia cinética das chuvas nas regiões tropicais e que isto estaria relacionado à velocidade dos ventos, à distribuição das gotas e à elevada intensidade. Quando comparados, o índice KE>25 representa um índice de mais fácil obtenção, uma vez que dispensa a intensidade máxima em trinta minutos. Apesar destas considerações,

ambos os índices não consideram as condições de umidade do solo antes da chuva e nem o efeito erosivo do escoamento superficial (CARVALHO et al., 1991).

USÓN & RAMOS (2001) comentam que o índice mais comum para estimativa da erosividade é baseado na energia cinética e na intensidade máxima num período de 30 minutos. Assim, objetivando melhorar os índices de erosividade de chuva para as condições climáticas do Mediterrâneo, os autores observaram que, as chuvas nessa região, em sua maioria, têm duração curta (< 30 min) e alta intensidade. Concluíram que o produto da energia cinética e a intensidade máxima em 5 minutos (I_5) apresentou as melhores correlações com as perdas de solo, pois explicou mais de 80% da variabilidade.

MORAIS et al. (1988) promoveram estudos de perdas de solo exclusivos para chuvas erosivas em três diferentes municípios no estado do Rio Grande do Sul, utilizaram os índices EI_m , $KE > m$ e AI_m baseados nas metodologias de WISCHMEIER & SMITH (1958), HUDSON et al. (1981) e LAL et al. (1976), respectivamente. Observaram que cada local, um índice diferente foi melhor correlacionado em termos absolutos com as perdas de solo, havendo pequenas diferenças entre os coeficientes dos índices mais bem correlacionados.

SUKHANOVSKI et al (2002) apresentaram um novo índice de erosividade com embasamento físico das características das chuvas erosivas. Denominado Índice A, é obtido em função dos seguintes parâmetros: densidade da água, intensidade e velocidade terminal da gota, e quando utilizado em experimentos com chuvas simuladas tem apresentado ótimos resultados. O índice EI_{30} tem embasamento empírico e muitas limitações, o que implica em adaptações para estimativas de índices de erosividades em outras regiões no mundo. A predição linear das relações de perdas de solo e EI_{30} é válida apenas em casos em que todos os outros fatores são constantes, o que na realidade, raramente acontecem. Os resultados encontrados por estes autores mostram correlações entre A e EI_{30} elevados (> 90%) e enfatizam a vantagem do índice A no qual não há necessidade de se promover adaptações para diferentes regiões climáticas globais.

A precisão na estimação da distribuição espacial de chuvas requer uma grande rede de instrumentos, o que acarreta grandes instalações e custos operacionais. As falhas de observação, defeito de aparelhos ou até mesmo o vandalismo fazem necessários a visitação freqüente ao local de coleta, caso contrário, pode resultar em menores densidades de amostragem. Isso torna necessário a estimativa de chuvas em locais não amostrados à partir de dados coletados de estações próximas que apresentam regimes de distribuição de chuvas semelhantes (GOOVAERTS, 2000).

Bases de dados insuficientes, freqüentemente impedem a aplicação de equações para o cálculo de índice de erosividade que incorporam parâmetros de intensidade e energia cinética. Assim, em determinada região, quando dados de chuvas obtidos a partir de pluviógrafos são escassos, a alternativa indicada seria a de calcular o índice de erosividade por meio de correlações e uso de equações de regressão entre os índices de erosividade e dados pluviométricos (CARVALHO, 1987). Uma maneira de utilizar as características pluviométricas é a correlação das precipitações médias mensais com os índices de erosividade médios mensais. A outra é por meio do coeficiente de chuva (R_c), que pode ser determinado conforme proposição de FOURNIER (1956), modificada por LOMBARDI NETO (1977), com base nos valores de precipitação mensal média e precipitação anual média.

Diversos trabalhos sobre erosividade das chuvas têm sido feitos com séries inferiores às propostas pela literatura (MARQUES et al., 1997; SILVA et al., 1997; BERTOL et al., 2002). No trabalho de BERTOL et al. (2002), os autores concluíram

que, para Lages (SC), o tamanho da série histórica de pluviogramas e o período analisado não influenciaram na determinação no índice EI_{30} .

SANTOS et al.(1999) utilizaram a metodologia proposta por WISCHMEIER & SMITH (1958) para o cálculo do índice de erosividade na bacia do Rio Ivaí, no estado do Paraná, e relatam que apesar de ser um modelo empírico, a região em estudo apresenta a grande vantagem de ter muitos parâmetros calibrados para as condições da região sul do Brasil. CARVALHO (1987) correlacionando o índice de erosividade EI_{30} mensal médio de Mococa (SP) e dados pluviométricos, obteve um coeficiente de correlação altamente significativo ($R^2 = 0,99$). O fator R encontrado para essa região, determinado pelo índice $KE > 25$ foi de $141,7 \text{ MJ ha}^{-1} \text{ ano}^{-1}$ e pelo EI_{30} foi de $7.747 \text{ MJ mm ha}^{-1} \text{ h}^{-1} \text{ ano}^{-1}$. SILVA et al. (1997) encontraram os valores de $8.353 \text{ MJ mm ha}^{-1} \text{ h}^{-1} \text{ ano}^{-1}$ e $129,8 \text{ MJ ha}^{-1} \text{ ano}^{-1}$ para os índices EI_{30} e $KE > 25$, respectivamente, para a região de Goiânia. Estes mesmos índices estimados para Sete Lagoas (MG) foram de $5.835 \text{ MJ mm ha}^{-1} \text{ h}^{-1} \text{ ano}^{-1}$ e $116,3 \text{ MJ ha}^{-1} \text{ ano}^{-1}$, respectivamente (MARQUES et al., 1988). COLODRO et al (2002) encontraram para a região de Teodoro Sampaio (SP) o fator de erosividade EI_{30} médio anual no valor de $7.172 \text{ MJ mm ha}^{-1} \text{ h}^{-1} \text{ ano}^{-1}$. LOUREIRO (2001) estudando um novo procedimento para estimativa do índice EI_{30} , baseado em dados de chuvas mensais, encontrou alta correlação entre os parâmetros analisados e os índices de erosividades para as 32 estações analisadas na região de Algarve (Portugal) os quais variaram entre $697,4$ e $3741,8 \text{ MJ mm ha}^{-1} \text{ h}^{-1} \text{ ano}^{-1}$. DEDECEK (1978) determinou o índice EI_{30} com base em oito anos de dados da região de Brasília (DF) e encontrou o valor de $8.319 \text{ MJ mm ha}^{-1} \text{ h}^{-1} \text{ ano}^{-1}$. OLIVEIRA JÚNIOR (1990) encontrou para o município de Manaus (AM) a erosividade média anual de $14.129 \text{ MJ mm ha}^{-1} \text{ h}^{-1} \text{ ano}^{-1}$. MORETI (2003) encontrou para o município de São Manuel (SP) o índice EI_{30} no valor de $7.487 \text{ MJ mm ha}^{-1} \text{ h}^{-1} \text{ ano}^{-1}$ que foi estimado em função de dados pluviométricos locais utilizando uma equação desenvolvida para o município de Mococa (SP), sendo consideradas semelhantes as distribuições pluviométricas para as duas localidades.

SILVA (2004) utilizando equações de regressão obtidas na literatura para a estimativa do índice de erosividade EI_{30} , obteve o mapa de erosividade para o Brasil. Utilizou uma base de dados com 1.600 estações pluviométricas distribuídas pelo país, nas quais calculou a precipitação média anual com o objetivo de delimitar as áreas com distribuição pluviométrica semelhantes. O Brasil foi dividido em 8 macroregiões, cada uma contemplada com uma equação gerada para determinada localidade dentro da área. Assim, foi possível obter os valores de erosividade estimados em diversas localidades no país por meio de dados pluviométricos. Os valores encontrados variaram de 3.116 a $20.035 \text{ MJ mm ha}^{-1} \text{ h}^{-1} \text{ ano}^{-1}$. Os maiores valores de erosividade foram observados na região norte, enquanto que os menores se encontram na região nordeste.

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Origem das Informações e Formação de Banco de Dados

Foram obtidos dados pluviográficos referentes a 16 estações climatológicas cadastradas no INMET, disponibilizados pelo Departamento de Ciências Ambientais do IF/UFRRJ que apresentam série histórica de sete anos, e outras 6 estações cadastradas na SERLA com série histórica de 18 anos. Também foram utilizados os índices de erosividades obtidos por GONÇALVES (2002) para outras 14 localidades. A Figura 4 permite visualizar a distribuição das 36 estações pelo Estado do Rio Janeiro, e a Tabela 1 apresenta as localizações e altitudes de 22 estações, enquanto que as outras 14 utilizadas por Gonçalves (2002) se encontram no Anexo I.

Apesar das séries históricas estudadas terem sido menores que 20 anos, período mínimo considerado adequado para ser utilizado na estimativa de perda média anual de solo por meio da USLE, vale lembrar que no Brasil, de um modo geral, são raras as séries históricas existentes de pluviógrafos com período superior a 10 anos (PRUSKI, 1996). Por isso, quando se trabalha com períodos considerados pequenos pode-se obter estimativas não confiáveis de perdas de solo, uma vez que é natural que períodos chuvosos se intercalam a períodos secos.

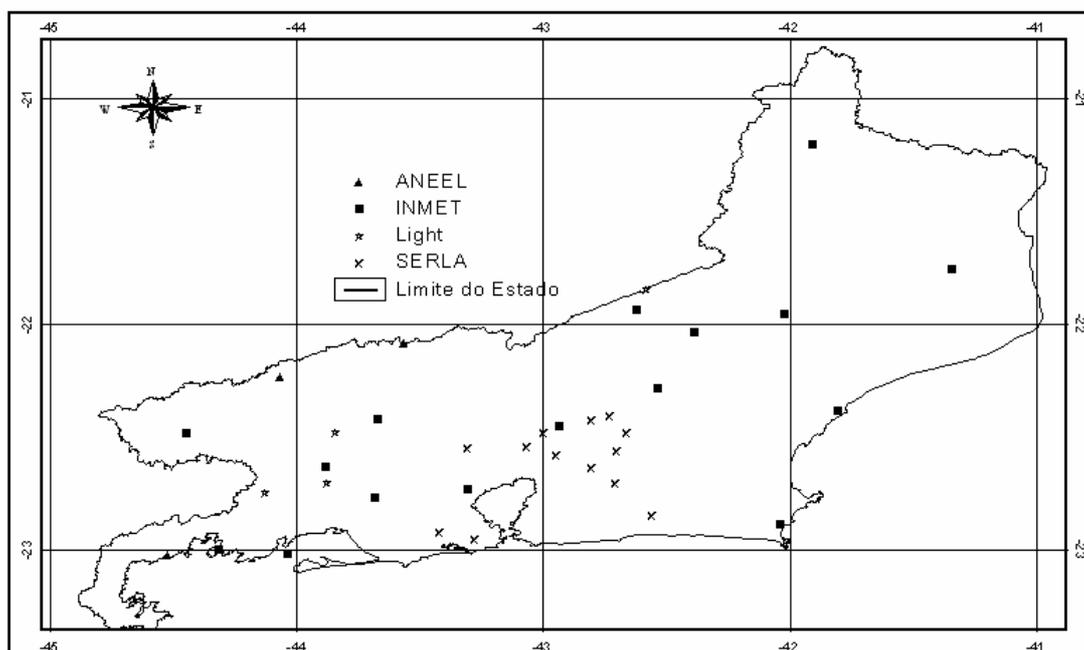


Figura 4. Mapa do Estado do Rio Janeiro com a distribuição das 36 estações.

Na análise dos dados foram observados: a data da precipitação, lâmina precipitada e duração de cada seguimento de chuva. Estas informações são provenientes de registros de pluviogramas diários, com amplitude de 10 mm de precipitação e unidade de 0,1 mm. O tempo de registro é de 24 horas, com unidade de 10 minutos. Os pluviogramas com registros diários, foram digitalizados com o auxílio de um sistema para digitalização de pluviogramas (HidroGraph 1.02), que facilita a manipulação dos dados. Este programa foi desenvolvido pelo Grupo de Pesquisa em Recursos Hídricos

(<http://www.ufv.br/dea/gprh>) do Departamento de Engenharia Agrícola da Universidade Federal de Viçosa para a Agência Nacional de Águas (ANA).

Tabela 1. Relação das 22 estações pluviográficas.

Código	Nome	Município	Lat	Long	Alt
02242067	Álcalis	Cabo Frio	22° 59'	42° 02'	7,4
02344013	Angra dos Reis	Angra dos Reis	23° 01'	44° 19'	2
02141044	Campos	Campos	21° 45'	41° 20'	11
02142053	Carmo	Carmo	21° 55'	42° 37'	341
02242074	Cordeiro	Cordeiro	22° 02'	42° 22'	485
02243186	Ecologia Agrícola	Seropédica	22° 48'	43° 41'	33
02344017	Ilha Guaíba	Itaguaí	23° 00'	44° 02'	64
02141045	Itaperuna	Itaperuna	21° 12'	41° 53'	124
02241020	Macaé	Macaé	22° 21'	41° 48'	4
02242070	Nova Friburgo	Nova Friburgo	22° 16'	43° 23'	857
02243165	Piraí	Piraí	22° 38'	43° 54'	388
02244092	Resende	Resende	22° 29'	44° 28'	440
02142051	Sta M ^a Madalena	Sta M ^a Madalena	21° 37'	42° 05'	620
02243157	São Bento	Rio de Janeiro	22° 44'	43° 18'	6
02242072	Teresópolis	Teresópolis	22° 27'	42° 56'	874
02243151	Vassouras	Vassouras	22° 20'	43° 40'	437
02242090	Andorinhas	Magé	22° 32' 36''	43° 03' 37''	80
02243238	Faz. Coqueiro	Cach. de Macacu	22° 25' 42''	42° 48' 03''	140
02243235	Faz. Sto Amaro	Cach. de Macacu	22° 24' 39''	42° 43' 25''	260
02242097	Japuiba	Cach.de Macacu	22° 33' 41''	42° 41' 37''	50
02242100	Sambaetiba	Itaboraí	22° 38' 22''	42° 48' 02''	10
02242096	Xerém	Duque de Caxias	22° 33' 03''	43° 18' 15''	144

3.2 Cálculo dos Índices de Erosividade

Para a determinação dos índices de erosividade, foi calculado o valor de energia cinética referente a cada segmento de chuva, pela metodologia de WISCHMEIER & SMITH (1958), utilizando-se a equação sugerida por FOSTER et al.(1981), que converte os dados para o Sistema Internacional de Unidades (SI):

$$Ec = 0,119 + 0,0873 \log I \quad (1)$$

em que:

Ec = energia cinética por mm de chuva, em MJ ha⁻¹ mm⁻¹;

I = intensidade de chuva, em mm h⁻¹.

Uma chuva individual registrada em um pluviograma é composta por vários segmentos e o valor da intensidade em cada um desses segmentos é considerado constante. É válido lembrar que normalmente, para uma mesma chuva, existem vários segmentos com intensidades diferentes. Por isso, há necessidade de aplicação da Equação 1 para cada um deles. O resultado obtido pela Equação 1 foi multiplicado pela lâmina precipitada em cada segmento, e em seguida foi realizada a soma de todos os valores para um mesmo evento de precipitação obtendo-se, com isso, a energia cinética total (Ec) para cada chuva.

Visando obter o índice EI_{30} , gerado em $MJ\ mm\ ha^{-1}\ h^{-1}$, foi identificada, para cada chuva, sua lâmina máxima precipitada em 30 minutos, possibilitando a obtenção da intensidade máxima de chuva observada na mesma duração (I_{30}), assim como, a posterior aplicação da Equação 2 para cálculo do índice EI_{30} .

$$EI_{30} = Ec.I_{30} \quad (2)$$

O somatório dos valores dos índices EI_{30} gerados para cada precipitação, tornou possível a determinação dos índices mensais e posteriormente anuais, para cada uma das localidades estudadas. Para a obtenção do índice $KE>25$, foi utilizada a mesma Equação 1 para o cálculo da energia cinética, no entanto, foram desconsiderados os segmentos daquelas precipitações com intensidades inferiores a $25\ mm\ h^{-1}$. Para encontrar o valor do índice $KE>25$ de um determinado evento chuvoso, somou-se a energia cinética de todos os segmentos com intensidades maiores que $25\ mm\ h^{-1}$. Somando-se os valores diários de um mês obtiveram-se os valores mensais e a partir desses, os valores anuais.

Para a determinação dos índices de erosividade, utilizou-se um programa computacional denominado CHUVEROS (COGO et al., 2003); o qual, também faz uso do modelo matemático proposto por WISCHMEIER & SMITH (1958). Este programa apresenta como vantagens a rapidez de processamento dos dados e o número de informações geradas. A partir das informações digitalizadas no HidroGraph foram construídos vários arquivos em formato texto com extensão (*.DAT), exigido para entrada no programa CHUVEROS. Cada arquivo, contendo as chuvas de um ano no máximo, foi submetido ao programa gerando dois arquivos de resultado: EROSIVO.IND e EROSIVO.OUT, com interpretações mensais e anuais. No Anexo IV encontra-se um exemplo dos arquivos gerados pelo programa CHUVEROS para o município do Carmo – RJ. Os resultados obtidos, a partir do programa CHUVEROS, foram organizados em planilhas eletrônicas, juntamente com informações como: nome da estação, município, código, latitude, longitude e altitude.

3.3 Estimativa dos Índices de Erosividade

Foram utilizadas as equações obtidas por GONÇALVES (2002) para 14 localidades no Estado do Rio de Janeiro, cadastradas na SERLA/ Light/ANEEL (Anexos II e III). Segundo o autor, com a utilização destas equações podem-se estimar índices de erosividade médios mensais com boa confiabilidade para locais com escassez de dados pluviográficos, a partir de dados pluviométricos médios mensais (P_m) ou coeficientes de chuvas (R_c). Os dados de precipitação são mais fáceis de serem obtidos junto aos órgãos responsáveis e em geral apresentam séries históricas maiores e mais consistentes. A Figura 5 apresenta a distribuição das 62 estações pluviométricas disponibilizadas juntamente com as 14 estações utilizadas por GONÇALVES (2002) e as 22 pluviográficas utilizadas neste trabalho, totalizando 98 estações, permitindo visualizar a densidade das mesmas nas diferentes regiões do Estado do Rio de Janeiro. Na Tabela 2 encontra-se a relação das 62 estações pluviométricas disponibilizadas e a estação pluviográfica pela qual se utilizou a equação para a estimativa.

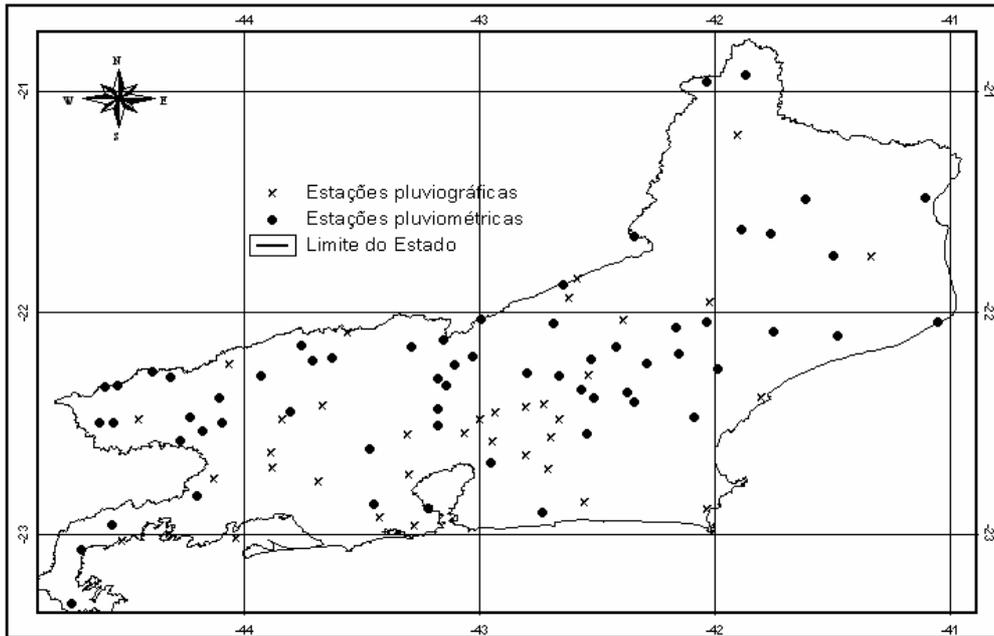


Figura 5. Mapa do Estado do Rio Janeiro com a distribuição das 98 estações.

Tabela 2. Relação das estações pluviométricas e suas respectivas estações pluviográficas nas quais se utilizaram as equações.

Código	Estação	Município	Latitude	Longitude	Altitude (m)	Estação Pluviográfica
2041046	Varre-Sai	Natividade	20° 55' 51"	41° 51' 51"	650	Itaperuna
2141001	São Francisco de Paula	São João da Barra	21° 28' 58"	41° 06' 12"	15	Campos
2241001	Farol de São Tomé	Campos	22° 02' 35"	41° 03' 03"	0	Campos
2241002	Usina Quissamã	Macaé	22° 06' 25"	41° 28' 28"	15	Campos
2241003	Macabuzinho	Conceição de Macabú	22° 05' 11"	41° 44' 44"	-	Campos
2241004	Fazenda Oratório	Macaé	22° 15' 34"	41° 58' 58"	50	Rio Mole
2242001	Leitão da Cunha	Trajano de Morais	22° 02' 34"	42° 02' 02"	425	Cordeiro
2242002	Maria Mendonça	Trajano de Morais	22° 11' 11"	42° 09' 09"	800	Nova Friburgo
2242003	Piller	Nova Friburgo	22° 24' 17"	42° 20' 20"	670	Nova Friburgo
2242004	Galdinópolis	Nova Friburgo	22° 21' 49"	42° 22' 22"	740	Nova Friburgo
2242005	Fazenda São João	Nova Friburgo	22° 23' 22"	42° 30' 30"	1.010	Nova Friburgo
2242006	Rio Dourado	Casimiro de Abreu	22° 28' 24"	42° 05' 05"	-	Rio Mole
2242008	Gaviões	Silva Jardim	22° 32' 56"	42° 32' 32"	1.620	Nova Friburgo
2242010	Manuel Ribeiro	Maricá	22° 54' 24"	42° 43' 43"	0	Rio Mole
2242011	Est. Bombeamento de Imunana	Magé	22° 40' 49"	42° 56' 56"	10	Escola União
2242023	Conselheiro Paulino	Nova Friburgo	22° 13' 00"	42° 31' 31"	830	Nova Friburgo
2244028	Fazenda Fortaleza	Angra dos Reis	22° 57' 30"	44° 33' 33"	0	Vila Mambucaba
2244043	Rialto	Barra Mansa	22° 34' 36"	44° 16' 16"	-	Piraí
2344006	Patrimônio	Parati	23° 19' 03"	44° 43' 43"	0	Vila Mambucaba
2344008	São Roque	Parati	23° 04' 20"	44° 41' 41"	0	Vila Mambucaba
2242025	Cascatinha do Cônego	Nova Friburgo	22° 21' 00"	42° 34' 00"	1.980	Nova Friburgo
2242026	Bom Sucesso	Teresópolis	22° 16' 17"	42° 47' 41"	870	Nova Friburgo
2242021	Bom Jardim	Bom Jardim	22° 09' 24"	42° 24' 58"	530	Cordeiro
2242017	Visconde de Imbé	Trajano de Morais	22° 04' 04"	42° 09' 36"	334	Cordeiro
2242018	Barra Alegre	Bom Jardim	22° 14' 08"	42° 17' 09"	650	Cordeiro
2242022	Fazenda Mendes	Nova Friburgo	22° 17' 09"	42° 39' 36"	1.010	Nova Friburgo
2242028	Anta	Sapucaia	22° 02' 07"	42° 59' 27"	230	Ilha dos Pombos
2242029	Sumidouro	Sumidouro	22° 03' 01"	42° 40' 42"	346	Carmo
2243002	Barra do Piraí	Barra do Piraí	22° 26' 58"	43° 47' 56"	350	Santa Cecília
2243003	Paraíba do Sul	Paraíba do Sul	22° 09' 28"	43° 17' 06"	300	Manuel Duarte
2243004	Conservatória	Valença	22° 17' 15"	43° 55' 46"	550	Sta Isabel Rio Preto
2243005	Valença	Valença	22° 13' 08"	43° 42' 13"	549	Manuel Duarte

continua

Tabela 2. continuação

2243006	Pentagna	Valença	22° 09' 18"	43° 45' 18"	497	Manuel Duarte
2243007	Taboas	Rio das Flores	22° 12' 31"	43° 37' 24"	444	Manuel Duarte
2243009	Petrópolis	Petrópolis	22° 30' 42"	43° 10' 15"	890	Posto Garrafão
2243011	Rio da Cidade	Petrópolis	22° 26' 17"	43° 10' 13"	704	Posto Garrafão
2243012	Pedro do Rio	Petrópolis	22° 19' 57"	43° 08' 10"	645	Posto Garrafão
2243013	Areal (Granja Gabi)	Três Rios	22° 14' 31"	43° 06' 16"	450	Manuel Duarte
2243014	Fagundes	Petrópolis	22° 17' 59"	43° 10' 41"	460	Manuel Duarte
2243015	Moura Brasil	Três Rios	22° 07' 38"	43° 09' 08"	270	Manuel Duarte
2243016	Moreli (Parada Moreli)	Petrópolis	22° 12' 03"	43° 01' 37"	600	Posto Garrafão
2244030	Nhangapi	Resende	22° 30' 12"	44° 36' 56"	440	Pirai
2244031	Itatiaia	Itatiaia	22° 30' 01"	44° 33' 15"	380	Pirai
2244037	Fumaça	Resende	22° 17' 51"	44° 18' 38"	720	Sta Isabel Rio Preto
2244038	Ponte do Souza	Resende	22° 16' 14"	44° 23' 30"	950	Sta Isabel Rio Preto
2244039	Fazenda Agulhas Negras	Resende	22° 20' 21"	44° 35' 26"	1.460	Sta Isabel Rio Preto
2244040	Lídice	Rio Claro	22° 49' 56"	44° 11' 56"	554	Tocos
2244041	Volta Redonda	Volta Redonda	22° 30' 04"	44° 05' 31"	360	Pirai
2244042	Barra Mansa	Barra Mansa	22° 32' 17"	44° 10' 31"	376	Pirai
2244044	Glicério	Barra Mansa	22° 28' 27"	44° 13' 44"	390	Pirai
2244045	Nossa Senhora do Amparo	Barra Mansa	22° 23' 08"	44° 06' 27"	400	Pirai
2244047	Visconde de Mauá (Esc.Agro.)	Resende	22° 19' 48"	44° 32' 18"	1.030	Sta Isabel Rio Preto
2142007	Fazenda da Barra	Pirapetinga (MG)	21° 39' 29"	42° 20' 34"	152	Ilha dos Pombos
2141007	Três Irmãos	Cambuci	21° 37' 36"	41° 53' 09"	42	Campos
2141003	Cardoso Moreira	Campos	21° 29' 31"	41° 36' 36"	20	Campos
2141009	Iterere	Campos	21° 45' 00"	41° 29' 29"	14	Campos
2243141	Bangú	Rio de Janeiro	22° 52' 00"	43° 27' 00"	40	Eletrobras
2243175	Penha	Rio de Janeiro	22° 53' 00"	43° 13' 00"	65	Eletrobras
2243200	Rio D'ouro	Nova Iguaçu	22° 37' 00"	43° 28' 00"	128	Xérem
2242027	Porciúncula	Porciúncula	20° 57' 48"	42° 02' 02"	188	Itaperuna
2141005	São Fidélis	São Fidélis	21° 38' 43"	41° 45' 45"	10	Campos
2142014	Paqueta	Carmo	21° 52' 40"	42° 38' 38"	150	Ilha dos Pombos

3.4 Equações para Estimativa dos Índices de Erosividade.

Com a obtenção dos valores mensais de erosividade foi possível correlacioná-los com dados de pluviometria. As variáveis pluviométricas foram as médias mensais e o coeficiente R_c . Este último é obtido relacionando-se os valores médios mensais e o valor médio anual de pluviometria, conforme a equação 3, proposta por FOURNIER (1956) e modificada por LOMBARDI NETO (1977):

$$R_c = \frac{p^2}{P} \quad (3)$$

em que:

R_c = coeficiente de chuva (mm);

p = precipitação média mensal (mm);

P = precipitação média anual (mm).

Assim, foi possível ajustar equações de regressão entre os índices mensais de erosividade obtidos a partir de pluviogramas e dados mensais pluviométricos. As equações de regressão geradas por GONÇALVES (2002) e as equações obtidas neste estudo foram utilizadas para estimativa de índices de erosividade em localidades que apresentam apenas dados pluviométricos. Os dados pluviométricos foram trabalhados de duas formas diferentes: uma com a média da série histórica da estação pluviométrica, e a outra com apenas a média dos anos com dados pluviométricos referentes ao mesmo período que originou a equação. Esse procedimento teve como objetivo analisar se as séries utilizadas geram diferenças temporais para estimativa dos valores de erosividade. Os critérios para a utilização de determinada equação foram proximidades entre as estações e altitudes semelhantes. Assim foi considerado que as estações que atendessem a essas exigências apresentam regimes pluviométricos semelhantes.

3.5 Análise Exploratória dos Dados

Aos valores mensais e anuais de erosividade e aos dados de altitude foram aplicados conceitos da estatística clássica (GUIMARÃES, 2001). A análise exploratória de dados consistiu basicamente em análises gráficas e cálculos estatísticos (médias, medianas, máximos, mínimos, curtose e assimetria), com objetivo de avaliar a normalidade dos dados e a presença de dados anômalos (outliers). Foi utilizado o teste de normalidade de Lilliefors ao nível de significância de 5%. Os valores de erosividade obtidos também foram submetidos à classificação proposta CARVALHO (1994), que os classifica de acordo com sua magnitude.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Índices de Erosividade Obtidos a partir de Dados Pluviográficos

As Tabelas 3 e 4 apresentam os valores médios mensais e anuais dos índices EI_{30} e $KE>25$ calculados. O índice EI_{30} médio anual calculado variou de 3.441 a 14.794,12 $MJ\ mm\ ha^{-1}\ h^{-1}ano^{-1}$, para Campos e Andorinhas, respectivamente. O índice $KE>25$ médio anual variou de 46 a 166,7 $MJ\ ha^{-1}\ ano^{-1}$, valores observados nas mesmas estações anteriores, respectivamente. Pode-se observar que ambos os índices quando analisados os valores mensais, apresentam de modo geral, maiores valores no período de outubro a março que corresponde ao verão, onde é característico ocorrerem chuvas de maiores intensidades, devido à maiores temperaturas e movimentações de massas de ar. Ao contrário, os menores valores são observados nos meses de abril a setembro, período no qual ocorrem chuvas com menores intensidades. O mês que apresentou o maior valor médio de erosividade foi dezembro com 3180,31 $MJ\ mm\ ha^{-1}\ h^{-1}$ para o índice EI_{30} e 35,48 $MJ\ ha^{-1}$ para o índice $KE>25$, ambos os valores observados na estação de Andorinhas. Os menores valores médios mensais foram observados nas estações de Carmo e Cordeiro com 7,4 $MJ\ mm\ ha^{-1}\ h^{-1}$ obtidos no mês de julho para o índice EI_{30} , e de 0,1 $MJ\ ha^{-1}$ obtido no mês de outubro, na estação de Ilha Guaíba.

As Tabelas 5 e 6 apresentam as análises descritivas dos índices EI_{30} e $KE>25$, respectivamente. Os valores das médias e medianas fornecem fortes indícios da distribuição das variáveis analisadas de modo que, quanto mais próximos forem esses valores, indica que há normalidade, e o contrário, se houver muitas diferenças. Os valores de assimetria também podem inferir essa informação, sendo que se forem maiores ou iguais a 0,5, há fortes indícios que a distribuição não seja normal, entretanto isso não pode ser usado como regra (WEBSTER, 2001). Para o EI_{30} , apenas o mês de novembro apresentou assimetria positiva, ou seja, o valor da média foi menor que o da mediana. Ao contrário, para o $KE>25$ observou-se que grande parte dos meses apresentou assimetria positiva, excluindo-se apenas os meses de fevereiro, março e outubro. Os valores mensais e anuais foram submetidos ao teste de normalidade Lilliefors ao nível de 5% de significância. A distribuição normal foi observada em grande parte dos meses, exceto, abril, agosto, setembro e outubro para o EI_{30} . Enquanto que o $KE>25$, de forma semelhante, as exceções foram abril, agosto e setembro. São meses que se encontram nos limites dos períodos chuvosos e secos, talvez seja esse o motivo de apresentarem este comportamento. Observam-se para ambos os índices que os meses mais chuvosos tendem a apresentar distribuição normal, enquanto que o contrário é observado nos meses menos chuvosos. Entretanto, os maiores coeficientes de variação são observados nos meses menos chuvosos, como também as menores variâncias, semelhante ao encontrado por GONÇALVES (2002). Isso acontece devido à eventual ocorrência de chuvas com intensidades mais altas o que não é comum para nesse período. Ao contrário, o período chuvoso caracterizado por chuvas de maiores intensidades, observa-se menores variações desse coeficiente.

Tabela 3. Índices de erosividade EI₃₀ médios mensais e anuais calculados para as 22 estações.

Código	Estação	J	F	M	A	M	J	J	A	S	O	N	D	TOTAL
02242067	Álcalis	397,84	188,85	78,57	453,67	489,40	108,98	269,86	57,97	137,82	523,34	1031,90	209,19	3947,4
02344013	Angra dos Reis	989,27	1437,33	732,34	401,79	228,83	214,22	278,90	132,93	224,52	314,40	319,81	1100,57	6374,9
02141044	Campos	484,13	140,82	141,08	419,00	127,72	101,84	95,03	190,80	168,33	460,37	487,23	624,86	3441,2
02142053	Carmo	827,80	843,45	741,30	-	56,75	-	7,40	523,80	410,30	578,30	431,75	1063,28	5484,1
02242074	Cordeiro	1490,93	1315,36	655,84	429,15	223,77	121,58	7,40	280,05	70,48	574,64	1023,11	1389,43	7581,8
02243186	Ecol. Agrícola	935,23	995,27	751,69	353,13	161,70	204,86	91,20	181,15	169,42	165,18	381,53	1380,81	5771,2
02344017	Ilha Guaíba	1109,32	1515,68	623,71	569,60	253,97	101,38	163,90	135,94	230,15	193,60	262,87	940,86	6101,0
02141045	Itaperuna	1549,82	512,02	461,23	718,72	433,10	17,60	64,95	164,70	91,13	342,71	918,77	930,00	6204,7
02241020	Macaé	606,89	333,27	373,48	221,80	231,93	596,93	351,00	379,97	204,47	241,72	885,27	592,33	5019,1
02242070	Nova Friburgo	687,35	988,90	651,48	182,63	87,62	41,40	50,67	122,50	95,50	297,20	1471,28	1453,68	6130,2
02243165	Pirai	1731,67	750,22	961,76	360,07	103,80	145,28	68,17	156,37	194,02	162,57	906,03	1043,40	6583,3
02244092	Resende	1528,24	1228,58	1077,53	518,35	165,32	90,20	50,98	499,30	712,20	467,26	1698,18	1033,30	9069,4
02142051	Sta M ^a Madalena	1188,20	741,60	363,44	318,55	139,08	243,50	49,90	649,60	152,58	294,24	1067,52	819,18	6027,4
02243157	São Bento	942,60	343,04	951,77	315,03	162,04	107,70	33,50	84,83	148,93	213,87	424,76	1694,64	5422,7
02242072	Teresópolis	1359,90	283,15	818,20	547,90	-	13,80	26,70	91,55	91,30	243,70	644,80	1255,27	5376,3
02243151	Vassouras	1540,08	650,34	915,76	120,08	43,63	113,55	16,35	151,65	122,50	251,27	715,05	1303,23	5943,5
02242090	Japuíba	1432,37	1327,62	1051,98	725,76	416,56	83,34	205,81	104,41	159,52	294,91	831,79	1697,36	8331,43
02243238	Xerém	1173,49	1411,48	1298,07	689,33	222,56	228,67	178,01	154,04	266,83	301,90	891,26	1019,51	7835,14
02243235	Andorinhas	2315,15	2593,73	2288,29	1385,81	429,93	386,35	291,23	132,55	284,29	461,17	1045,30	3180,31	14794,12
02242097	Sambaetiba	1067,73	1480,30	1009,72	538,23	372,95	215,60	123,32	64,74	134,54	271,78	712,78	1192,51	7184,19
02242100	Faz. Coqueiro	2091,66	1662,35	1549,42	1261,30	376,30	138,43	117,86	115,54	315,08	384,33	1183,19	1992,91	11188,37
02242096	Faz. St Amaro	1971,37	2348,75	1893,07	1497,13	287,12	199,09	190,16	119,26	486,09	632,47	2041,34	2568,92	14234,77

Tabela 4. Índices de erosividade KE>25 médios mensais e anuais calculados para 22 estações.

Código	Estação	J	F	M	A	M	J	J	A	S	O	N	D	Total
2242067	Álcalis	4,49	3,53	1,20	6,53	6,66	2,58	3,02	0,90	0,80	7,87	5,06	3,94	46,6
2344013	Angra dos Reis	14,49	18,82	9,23	4,39	2,70	1,80	1,94	1,30	1,55	3,11	2,16	11,01	72,5
2141044	Campos	6,30	2,53	1,54	7,46	1,80	2,44	2,20	3,85	1,37	7,67	5,46	9,99	52,6
2142053	Carmo	12,70	16,60	11,45	-	0,65	-	0,00	5,30	4,50	4,90	5,05	14,65	75,8
2242074	Cordeiro	19,52	18,78	10,59	8,17	4,43	4,43	0,17	5,90	0,34	8,40	13,89	22,95	117,6
2243186	Ecol. Agrícola	14,46	14,78	8,76	6,16	2,97	3,26	1,40	2,80	2,57	2,52	5,10	17,53	82,3
2344017	Ilha Guaíba	14,10	15,24	10,50	5,65	2,21	1,33	0,54	0,90	1,60	0,10	1,53	10,08	63,8
2141045	Itaperuna	19,47	6,93	9,07	10,10	5,92	0,00	0,23	2,73	0,18	5,24	13,43	15,07	88,4
2241020	Macaé	5,21	4,62	2,00	8,20	2,12	9,63	4,44	5,37	0,60	2,50	8,97	9,53	63,2
2242070	Nova Friburgo	8,62	15,90	10,17	4,78	1,54	1,65	0,90	1,20	0,57	4,63	19,97	21,62	91,5
2243165	Piraí	25,12	13,46	16,35	5,53	2,47	1,95	2,43	1,57	2,22	2,78	12,20	18,29	104,4
2244092	Resende	23,56	18,17	17,59	7,17	2,54	1,37	0,73	6,08	7,92	7,40	17,14	19,46	129,1
2142051	St M ^a Madalena	15,82	12,58	6,72	5,58	2,34	3,56	0,83	6,47	1,53	4,42	11,60	13,18	84,6
2243157	São Bento	14,30	5,28	15,33	6,50	3,28	2,43	0,27	1,35	2,18	1,73	5,94	25,89	84,5
2242072	Teresópolis	16,65	7,50	14,05	7,00	-	0,00	0,00	1,40	0,25	0,90	5,10	17,07	69,9
2243151	Vassouras	24,25	10,86	13,42	1,70	0,63	3,05	0,00	2,85	0,73	4,83	11,92	22,45	96,7
2242090	Japuíba	17,60	18,61	15,03	8,29	5,16	0,33	2,36	1,48	1,01	3,71	9,09	21,76	104,4
2243238	Xerém	11,88	16,93	16,26	7,22	2,74	1,72	1,21	1,28	1,76	3,06	9,34	12,67	86,1
2243235	Andorinhas	29,55	31,43	25,29	15,25	4,81	4,58	2,66	1,11	1,86	4,66	10,02	35,48	166,7
2242097	Sambaetiba	13,54	20,11	13,43	7,52	4,28	1,82	0,95	0,61	0,88	3,09	8,38	13,88	88,5
2242100	Faz. Coqueiro	22,57	20,09	19,05	13,55	4,87	0,99	0,63	1,14	1,42	4,24	14,17	22,34	125,1
2242096	Faz. St Amaro	23,52	27,95	23,12	16,92	2,94	0,68	1,44	0,45	2,11	4,59	18,27	25,77	147,8
2242090	Japuíba	17,60	18,61	15,03	8,29	5,16	0,33	2,36	1,48	1,01	3,71	9,09	21,76	104,4

Tabela 5. Análise descritiva dos índices EI₃₀ médios mensais e anuais das 22 estações.

	J	F	M	A	M	J	J	A	S	O	N	D	Total
N	22	22	22	21	21	21	22	22	22	22	22	22	22
Mínimo	397,84	140,82	78,57	120,08	43,63	13,80	7,40	57,97	70,48	162,57	262,87	209,19	3441,20
Mediana	1180,85	992,08	784,94	453,67	223,77	121,58	93,11	143,80	168,88	299,55	888,26	1146,54	6167,48
Máximo	2315,15	2593,73	2288,29	1497,13	489,40	596,93	351,00	649,60	712,20	632,47	2041,34	3180,31	14794,12
Media	1246,41	1049,64	881,35	572,71	238,77	165,44	124,19	204,26	221,36	348,68	880,71	1294,80	7183,92
Curtose	-0,78	-0,37	0,57	0,50	-1,22	3,14	-0,84	0,99	2,77	-1,03	0,22	1,38	1,15
Assimetria	0,26	0,57	0,89	1,24	0,35	1,71	0,69	1,50	1,74	0,54	0,79	1,15	1,38
CV	0,41	0,63	0,60	0,66	0,56	0,79	0,83	0,79	0,68	0,40	0,51	0,50	0,40
Variância	2,62E+05	4,36E+05	2,78E+05	1,42E+05	1,80E+04	1,73E+04	1,05E+04	2,61E+04	2,28E+04	1,98E+04	1,99E+05	4,26E+05	8,41E+06
D.P.	511,55	660,45	527,69	377,17	134,28	131,48	102,71	161,61	150,98	140,68	446,49	652,67	2900,55
Teste de Lilliefors													
D	0,09	0,10	0,17	0,22	0,14	0,18	0,16	0,31	0,20	0,19	0,16	0,18	0,22
D _{cal}	0,87	0,78	0,08	0,01	0,36	0,07	0,14	0,0001	0,02	0,04	0,18	0,07	0,01

*Rejeita-se a hipótese nula de que há normalidade quando o valor da probabilidade calculado for menor que 5%.

Tabela 6. Análise descritiva dos valores mensais e anuais do índice KE>25 calculados para as 22 estações.

	J	F	M	A	M	J	J	A	S	O	N	D	Total
N	22	22	22	21	21	21	22	22	22	22	22	22	22
Mínimo	4,49	2,53	1,20	1,70	0,63	0,00	0,00	0,45	0,18	0,10	1,53	3,94	46.58
Mediana	15,15	15,57	12,44	7,17	2,74	1,82	0,93	1,44	1,48	4,33	9,22	17,30	87.21
Máximo	29,55	31,43	25,29	16,92	6,66	9,63	4,44	6,47	7,92	8,40	19,97	35,48	166.70
Média	16,26	14,58	12,28	7,79	3,19	2,36	1,29	2,55	1,72	4,20	9,72	17,48	92.81
Curtose	-0,89	-0,48	-0,49	0,68	-0,79	4,10	0,10	-0,97	5,68	-0,65	-0,94	-0,01	-0.08
Assimetria	0,01	0,22	0,03	1,07	0,41	1,84	0,90	0,82	2,31	0,27	0,29	0,41	0.73
C.V.	0,42	0,51	0,51	0,46	0,51	0,89	0,91	0,78	0,98	0,52	0,52	0,40	0.32
Variância	45,73	56,23	39,71	12,89	2,68	4,43	1,37	3,99	2,85	4,83	25,93	49,98	893.64
D.P.	6,76	7,50	6,30	3,59	1,64	2,10	1,17	2,00	1,69	2,20	5,09	7,07	29.89
Teste de Lilliefors													
D	0,10	0,14	0,11	0,25	0,17	0,17	0,16	0,28	0,25	0,15	0,13	0,09	0.15
D _{cal}	0,78	0,32	0,75	0,001	0,10	0,10	0,16	0,001	0,001	0,24	0,38	0,93	0.19

*Rejeita-se a hipótese nula de que há normalidade quando o valor da probabilidade calculada for menor que 5%.

De acordo com a classificação proposta por CARVALHO (1994), que agrupa os índices de erosividade EI_{30} em classes de acordo com sua magnitude, foram gerados os gráficos de distribuição de freqüência de classes de erosividade (Figuras 6a). A classe baixa aparece sem valores observados, enquanto que 90,1 % dos índices de erosividades se encontram nas classes média a forte a muito forte, que são as classes com os maiores potenciais erosivos. Para efeito comparativo propõe-se a divisão em classes de erosividade do índice $KE > 25$ em: baixa se $R < 50$, média se $50 < R < 75$, média a forte se $75 < R < 110$, forte se $110 < R < 140$, e muito forte para $R > 140 \text{ MJ ha}^{-1} \text{ ano}^{-1}$. Para o índice $KE > 25$ (Figura 6b), as três maiores classes de erosividade aparecem com 72,73 % dos valores observados.

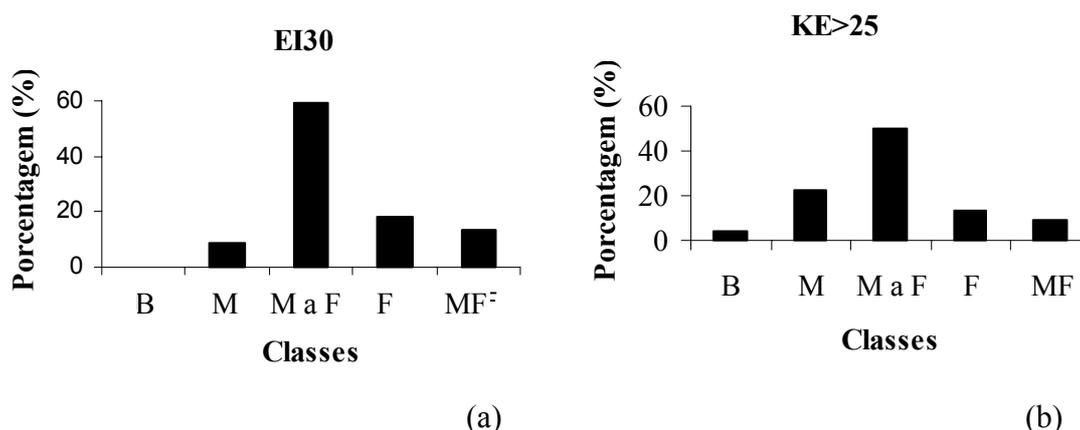


Figura 6. Distribuição de freqüência em classes de erosividade para o EI_{30} e $KE > 25$.

As equações de regressão ajustadas em função de dados pluviométricos (média mensal $p(\text{mm})$ e coeficiente de chuva $R_c(\text{mm})$) para ambos os índices podem ser observados nas Tabelas 7 e 8. Apenas para a estação de Álcalis localizada no município de Arraial do Cabo, não foi possível a obtenção das equações em virtude da não disponibilidade de dados pluviométricos para o mesmo período de cálculo dos índices. Analisando o EI_{30} , os coeficientes de correlação variaram de 0,58 (Angra dos Reis) a 0,93 (Japuiba) para as equações que utilizam a variável precipitação mensal (mm), e 0,56 a 0,94 as que utilizaram o coeficiente R_c (mm), obtidos para as estações de Angra dos Reis e São Bento, respectivamente. As estações de Ilha Guaíba e Macaé apresentam índice de correlação R^2 muito baixos, 0,26 e 0,36 para $p(\text{mm})$, e 0,17 e 0,38 para o coeficiente R_c . Comportamento semelhante é observado para o índice $KE > 25$ quando analisadas essas mesmas estações. Por isso não é aconselhável o uso dessas equações para a estimativa de índices de erosividade. Esse fato provavelmente ocorreu devido à irregularidade da distribuição das chuvas nessas duas localidades, onde não há um tipo de chuva predominante, podendo ocorrer chuvas intensas com pouca duração e chuvas mais amenas com maiores durações, o que pode determinar índices de erosividade similares, mas com diferentes correlações com o total precipitado. Essa irregularidade das chuvas nessas regiões é devido à ação dos fatores dinâmicos (movimentação de massas) facilitada pela proximidade do mar e pela ocorrência de altas temperaturas o que gera áreas de instabilidade. Fato semelhante ocorreu para as equações obtidas para a estação Capela Mayrink por GONÇALVES (2002) que apresentou R^2 de 0,41 e 0,40 para os índices EI_{30} e $KE > 25$, respectivamente, tendo uma série histórica composta por 16 anos.

BERTOL (1993) não encontrou boas correlações entre pluviometria e índices de erosividade para o município de Lages em Santa Catarina. Observou que os meses de

chuva com baixas intensidades produzem elevados índices de erosividade, mas não necessariamente valores elevados de pluviometria, o que reflete um baixo coeficiente de correlação, considerando que esse fato é normal para as condições daquela região.

Foi observado que para a estação de Teresópolis, o índice $KE > 25$ apresentou valores baixos para ambos os parâmetros pluviométricos. Observam-se valores R^2 de 0,32 e 0,29 para P_m e R_c , respectivamente. Ao contrário das estações de Ilha Guaíba e Macaé esta estação apresentou falhas em sua série histórica, o que influenciou na confiabilidade dos valores de erosividade e das equações.

Tabela 7. Equações de regressão ajustadas entre o índice de erosividade médio mensal (EI_{30}) e a precipitação média mensal (p) ou o coeficiente de chuva (Rc).

Estação	p (mm)	R²	Rc	R²
Angra dos Reis	$EI_{30} = 5,7733p - 298,91$	0,58	$EI_{30} = 30,585Rc + 99,409$	0,56
Campos	$EI_{30} = 4,2201p - 75,886$	0,89	$EI_{30} = 20,838Rc + 104,58$	0,85
Carmo	$EI_{30} = 6,0399p - 312,72$	0,75	$EI_{30} = 23,309Rc + 105,53$	0,80
Cordeiro	$EI_{30} = 5,5422p - 112,79$	0,84	$EI_{30} = 25,419Rc + 227,07$	0,77
Ecologia Agrícola	$EI_{30} = 9,0357p - 400,78$	0,76	$EI_{30} = 45,492Rc + 46,036$	0,82
Ilha Guaíba	$EI_{30} = 4,0649p - 90,498$	0,26	$EI_{30} = 16,766Rc + 257,85$	0,17
Itaperuna	$EI_{30} = 5,1770p - 53,964$	0,73	$EI_{30} = 25,919Rc + 182,28$	0,69
Macaé	$EI_{30} = 4,2690p - 14,835$	0,36	$EI_{30} = 23,170Rc + 199,66$	0,38
Nova Friburgo	$EI_{30} = 7,3486p - 270,18$	0,91	$EI_{30} = 36,607Rc + 56,320$	0,90
Piraí	$EI_{30} = 5,5239p - 203,86$	0,63	$EI_{30} = 29,937Rc + 82,334$	0,65
Resende	$EI_{30} = 4,2792p + 155,89$	0,69	$EI_{30} = 19,824Rc + 428,60$	0,61
Sta M ^a Madalena	$EI_{30} = 3,7701p - 44,129$	0,69	$EI_{30} = 18,465Rc + 185,91$	0,72
São Bento	$EI_{30} = 7,9666p - 395,51$	0,84	$EI_{30} = 41,109Rc - 7,9623$	0,94
Teresópolis	$EI_{30} = 3,9239p - 68,766$	0,60	$EI_{30} = 8,5001Rc + 357,19$	0,59
Vassouras	$EI_{30} = 6,8865p - 275,47$	0,86	$EI_{30} = 33,547Rc + 78,651$	0,84
Japuíba	$EI_{30} = 7,7444p - 377,1$	0,93	$EI_{30} = 42,037Rc + 91,963$	0,92
Xerém	$EI_{30} = 5,5151p - 260,03$	0,84	$EI_{30} = 31,356Rc + 127,33$	0,81
Andorinhas	$EI_{30} = 9,4922p - 677,95$	0,89	$EI_{30} = 52,276Rc + 124,39$	0,90
Sambaetiba	$EI_{30} = 8,8125p - 351,7$	0,85	$EI_{30} = 51,142Rc + 46,406$	0,86
Fazenda Coqueiro	$EI_{30} = 7,7898p - 458,9$	0,91	$EI_{30} = 43,641Rc + 116,52$	0,90
Fazenda Santo Amaro	$EI_{30} = 9,1382p - 701,17$	0,90	$EI_{30} = 54,724Rc + 47,124$	0,90

Tabela 8. Equações de regressão ajustadas entre o índice de erosividade médio mensal (KE>25) e a precipitação média mensal (p) ou o coeficiente de chuva (Rc).

Estação	p (mm)	R ²	Rc	R ²
Angra dos Reis	KE>25 = 0,0791p - 5,0181	0,59	KE>25 = 0,4188Rc + 0,4473	0,58
Campos	KE>25 = 0,0669p - 0,9367	0,58	KE>25 = 0,328Rc + 1,9485	0,55
Carmo	KE>25 = 0,0513p + 0,6016	0,59	KE>25 = 0,1839Rc + 4,4682	0,54
Cordeiro	KE>25 = 0,0765p - 0,2297	0,70	KE>25 = 0,3465Rc + 4,5258	0,63
Ecologia Agrícola	KE>25 = 0,1067p - 3,6882	0,72	KE>25 = 0,5212Rc + 1,7553	0,74
Ilha Guaíba	KE>25 = 0,0371p - 0,8053	0,19	KE>25 = 0,1463Rc + 2,4641	0,12
Itaperuna	KE>25 = 0,0857p - 1,8441	0,77	KE>25 = 0,4358Rc + 1,9977	0,75
Macaé	KE>25 = 0,0797p - 2,1306	0,34	KE>25 = 0,4271Rc + 1,9288	0,35
Nova Friburgo	KE>25 = 0,1054p - 3,6645	0,86	KE>25 = 0,5223Rc + 1,0524	0,84
Pirai	KE>25 = 0,1017p - 3,9876	0,77	KE>25 = 0,5541Rc + 1,2407	0,80
Resende	KE>25 = 0,0651p + 1,7144	0,68	KE>25 = 0,2831Rc + 6,1889	0,53
Sta M ^a Madalena	KE>25 = 0,0516p + 0,0144	0,55	KE>25 = 0,2492Rc + 3,2154	0,56
São Bento	KE>25 = 0,123p - 5,9494	0,83	KE>25 = 0,6237Rc + 0,162	0,90
Teresópolis	KE>25 = 0,0418p + 2,9315	0,32	KE>25 = 0,0869Rc + 7,7015	0,29
Vassouras	KE>25 = 0,1161p - 4,6824	0,86	KE>25 = 0,5742Rc + 1,1667	0,87
Japuíba	KE>25 = 0,1021p - 5,4156	0,90	KE>25 = 0,5534Rc + 0,7745	0,89
Xerém	KE>25 = 0,0669p - 3,9096	0,79	KE>25 = 0,3813Rc + 0,7801	0,76
Andorinhas	KE>25 = 0,1121p - 8,675	0,87	KE>25 = 0,6185Rc + 0,7779	0,88
Sambaetiba	KE>25 = 0,1158p - 5,1197	0,81	KE>25 = 0,6681Rc + 0,1583	0,80
Fazenda Coqueiro	KE>25 = 0,0904p - 5,7097	0,89	KE>25 = 0,5037Rc + 1,0052	0,86
Fazenda Santo Amaro	KE>25 = 0,1025p - 8,8496	0,82	KE>25 = 0,6096Rc - 0,3797	0,81

Com o objetivo de comparar os índices de erosividade, os valores de EI_{30} e $KE>25$ foram transformados em valores percentuais conforme Figuras 7, 8, 9, 10, 11 e 12. As estações foram agrupadas de acordo com a região e com o padrão de distribuição ao longo do ano. A maioria das estações possui maiores porcentagens de erosividades nos meses de outubro a março, exceto nas estações da Região Norte e Baixada Litorânea.

Observa-se que em poucas situações, os valores mensais de erosividade apresentaram grandes diferenças. Podemos citar como, por exemplo, as estações de Álcalis e Resende no mês de novembro, onde o índice EI_{30} se destacou, e nos meses de abril e fevereiro para as estações de Macaé e Carmo, respectivamente, onde foram observados maiores valores para o $KE>25$. Este fato está relacionado à forma para o cálculo dos índices, porque o EI_{30} considera todas as precipitações, enquanto que o $KE>25$ contabiliza apenas as chuvas com 25 mm h^{-1} ou superiores. Por isso é comum observarmos em alguns casos valores nulos de $KE>25$, ocorrentes principalmente nos meses menos chuvosos. Isso reflete diretamente na distribuição anual desses valores, porque nos meses onde existem valores de erosividade apresentarão maiores proporções em relação ao total anual. Ao contrário, o índice EI_{30} que apresenta melhor distribuição ao longo do ano, presente em todos os meses, apresentará menores proporções. Isso explica o fato dessas oscilações e a não predominância de um índice em relação à outro. Além disso, essa observação pode ser explicada pelos valores de assimetria de cada índice. O $KE>25$ apresenta valores de assimetria positivos, que indica que o valor da média é maior que a mediana, enquanto que o EI_{30} apresenta valores negativos. Isso indica que para o $KE>25$ os valores de erosividade geram um valor médio alto, que implica em uma distribuição mais tendenciosa, diferente de uma distribuição normal.

Observaram-se semelhanças na distribuição dos índices de erosividade quando as estações foram agrupadas de acordo com as regiões. Na região da Baía da Ilha Grande (Figura 7) pode-se observar comportamento muito semelhante para as três estações. Este comportamento pode ser comparado a um movimento ondulatório, observando-se os maiores valores no mês de fevereiro. As estações localizadas na Região Metropolitana também apresentam este comportamento, sendo bem representadas pelas estações de Xerém e Andorinhas (Figura 9).

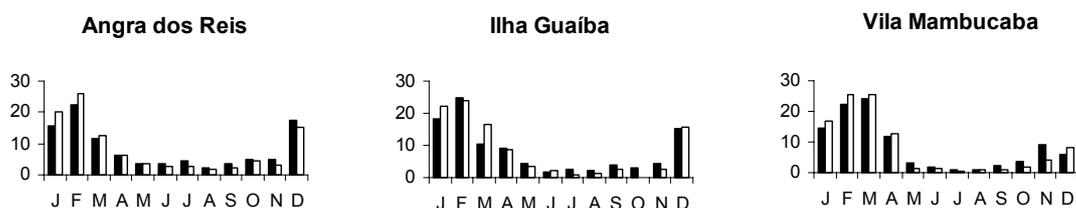


Figura 7. Distribuição mensal dos índices de erosividade na região da Baía da Ilha Grande (%), colunas em preto correspondem ao índice EI_{30} e as em branco, ao $KE>25$.

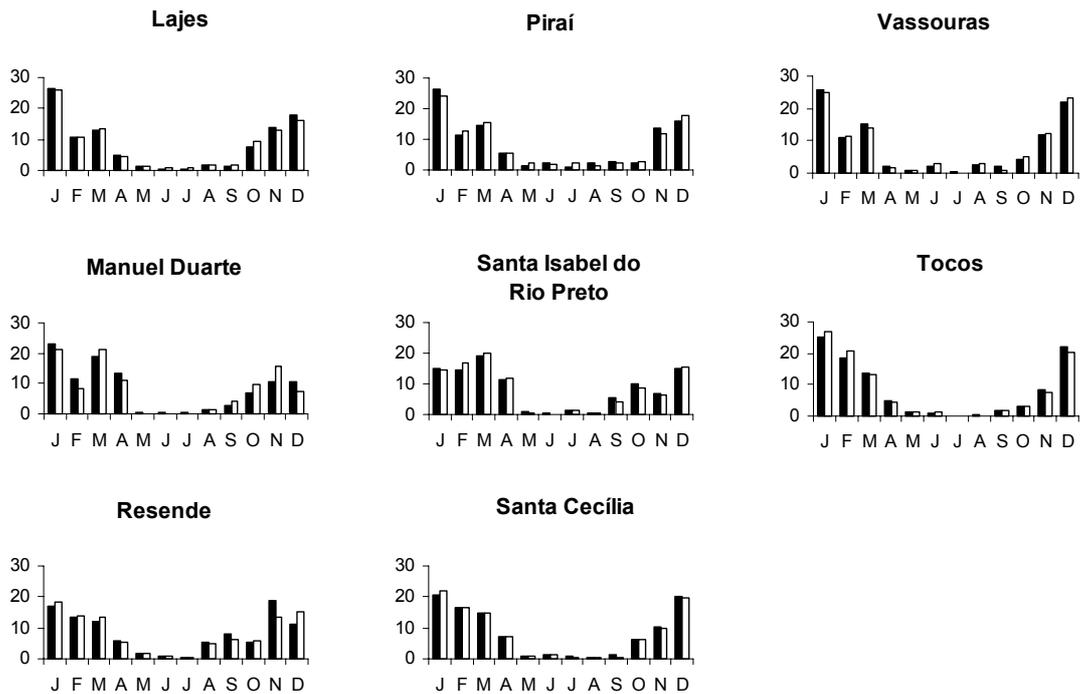


Figura 8. Distribuição mensal dos índices de erosividade nas regiões Centro-Sul e Médio Paraíba (%).

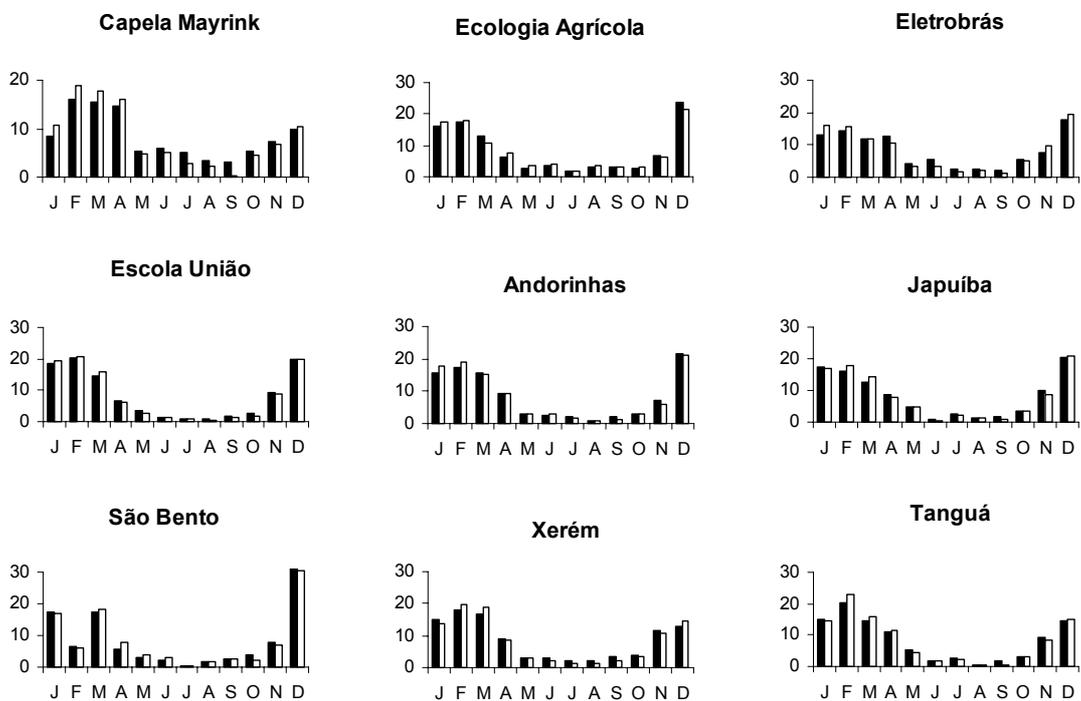


Figura 9. Distribuição mensal dos índices de erosividade na Região Metropolitana (%).

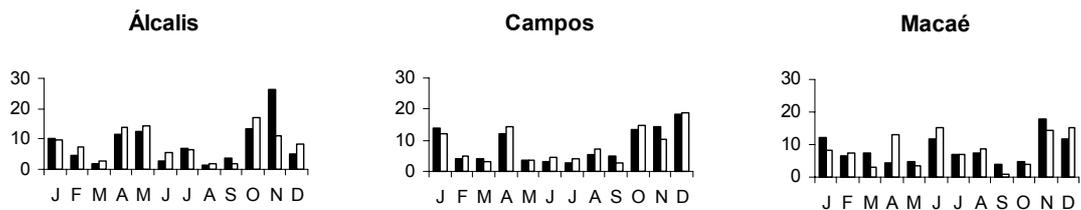


Figura 10. Distribuição mensal dos índices de erosividade nas regiões Norte e Baixada Litorânea (%).

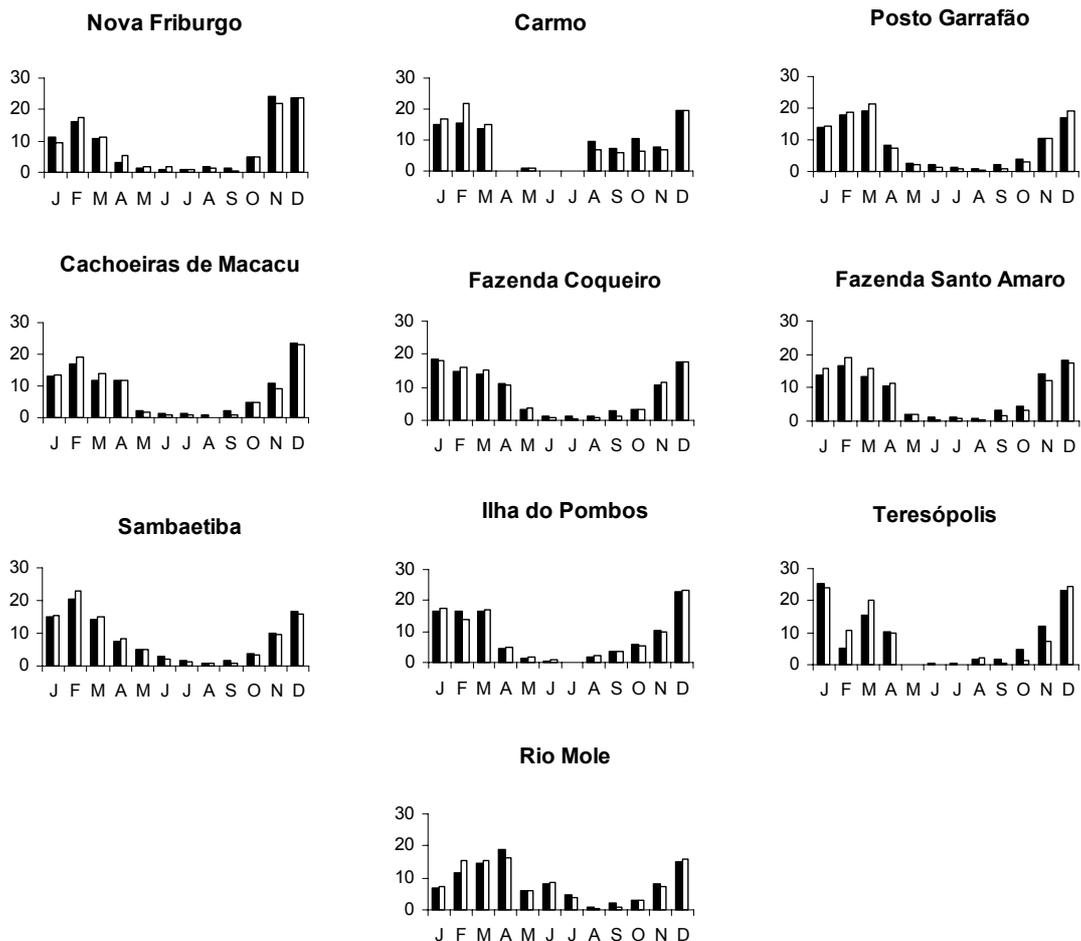


Figura 11. Distribuição mensal dos índices de erosividade na Região Serrana (%).



Figura 12. Distribuição mensal dos índices de erosividade nas regiões Noroeste (%).

As estações localizadas no centro sul e médio Paraíba apresentam dois padrões distintos (Figura 8). As estações de Lajes, Piraí, Vassouras e Manuel Duarte apresentam semelhanças, caracterizadas pelos baixos índices (< 10%) no mês de fevereiro, diferente da Região Metropolitana (exceto São Bento) e da Baía da Ilha Grande. As estações de Tocos, Resende, Santa Cecília apresentam distribuição anual comparada à letra “U”. Apenas a estação de Santa Isabel do Rio Preto apresenta distribuição diferente das demais na região.

A região Serrana (Figura 11) apresenta comportamento semelhante às das Regiões Metropolitana e da Baía da Ilha Grande, entretanto, essa região abrange estações de outras regiões, mas que apresentam comportamento semelhante, diferente do padrão observado em sua região original. É o caso da estação de Rio Mole, localizada na Região das Baixadas Litorâneas. Nessa situação também se enquadram as estações de Cachoeiras de Macacu, Fazenda Coqueiro e Fazenda Santo Amaro. As estações de Teresópolis e Carmo apresentam falhas em suas séries históricas, o que explica o comportamento diferenciado em relação às outras estações.

As estações da Região Noroeste apresentam comportamento semelhante à distribuição em “U”, que são Santa Maria Madalena e Cordeiro. A estação de Itaperuna por estar mais ao norte apresenta comportamento bem diferenciado das outras de sua região (Figura 12).

As regiões Norte e Baixada Litorânea apresentam as distribuições mais homogêneas do Estado, como é observado nos gráficos (Figura 10). A estação de Macaé é a estação que melhor demonstra essa característica, sendo difícil diferenciar qual o período mais e o menos chuvoso quando analisados os valores de erosividade mensais. É possível observar maiores valores em épocas consideradas pouco chuvosas, como em maio para Álcalis e julho para Macaé. Nessa região se observam baixos valores médios anuais de precipitação (em torno de 800 mm), sendo provável que chuvas muito intensas em períodos atípicos sejam responsáveis por grande percentual de erosividade em determinados períodos no ano. Entretanto, para comparações deste tipo são necessárias estações da mesma região, pois as regiões Metropolitana e da Baía da Ilha Grande apresentam características regionais bem diferenciadas apesar de apresentarem distribuição anual semelhante. Este fato indica que há diferenças significativas entre a distribuição de chuvas e as regiões analisadas o que reflete diretamente sobre os valores obtidos de índices de erosividade. Esse tipo de gráfico é muito interessante, pois define para cada localidade as épocas que se devem ter mais cuidados com o grau de exposição do solo a as medidas preventivas necessárias.

4.2 Índices de Erosividade Estimados a partir do Período Correspondente ao das Equações.

As equações geradas neste trabalho juntamente com as equações obtidas por GONÇALVES (2002) possibilitaram a estimativa de erosividade em localidades onde se dispunham apenas dados pluviométricos. Em geral, foram obtidas melhores correlações com os índices de erosividade quando se utilizou valores médios mensais (Pm), apresentando maiores coeficientes R^2 em relação ao coeficiente Rc, por isso foram utilizados esses valores para estimativas dos índices de erosividade.

Uma primeira condição analisada foi quando se utilizaram os valores médios mensais pluviométricos correspondentes ao mesmo período que originou as equações. Frequentemente são encontrados trabalhos na literatura que utilizam este procedimento para a estimativa de índices de erosividade e utilizam como variável independente as

médias das séries pluviométricas disponíveis ou determinado período comum a todas as estações, denominado período base. Entretanto, as equações ajustadas são obtidas para períodos curtos, que em sua maioria não são coincidentes à dados pluviométricos disponíveis. É observado que existem flutuações entre períodos chuvosos e menos chuvosos no decorrer de grandes períodos de coleta, sendo considerado o valor mais representativo para determinada região a normal climatológica (período de 30 anos) que geralmente não é obtida. Por isso, trabalhar com os valores da série pluviométrica disponível não coincidente à equação de regressão, corre-se o risco de se obter valores sub ou superestimados, não condizendo com os valores que representam a normal climatológica local. Entretanto, muitas vezes este fato não tem sido levado em consideração, obtendo-se valores de erosividade não confiáveis, sendo necessário que sejam utilizados parâmetros adequados. Por isso, uma maneira de contornar esse problema foi utilizar apenas as médias pluviométricas do período que originou as equações.

A exigência dessa condição impossibilitou a estimativa de valores para cinco localidades (Petrópolis, Santa Cruz, Rio D'ouros, Bangu, Xerém), pois as mesmas não tinham dados pluviométricos no mesmo período que as equações que lhes foram designadas.

O índice EI_{30} médio anual estimado encontrado para as 62 localidades analisadas variou de 2.167,63 a 14.122,6 $MJ\ mm\ ha^{-1}\ h^{-1}\ ano^{-1}$, para as estações de Farol de São Tomé e Piller, respectivamente (Tabela 9). Enquanto que o índice $KE>25$ médio anual estimado variou de 37,46 a 205,09 $MJ\ ha^{-1}\ ano^{-1}$, para as mesmas localidades respectivamente (Tabela 10). Ambos os índices, quando analisados os valores mensais de modo geral, apresentam maiores valores no período de setembro a fevereiro, o que é semelhante aos valores calculados. Os maiores valores mensais são observados na estação de Piller, para o mês de dezembro, com 2.688,16 $MJ\ mm\ ha^{-1}\ h^{-1}\ ano^{-1}$ para o EI_{30} , e de 38,77 $MJ\ ha^{-1}\ ano^{-1}$ para o $KE>25$.

Os valores mensais e anuais dos índices de erosividade foram sujeitos à análise de normalidade, concluindo-se que para o teste de Lilliefors ao nível de 0,05 de significância, o índice EI_{30} apresentou distribuição normal para os meses de janeiro, setembro, novembro, dezembro e para a média anual, enquanto que o $KE>25$ apresentou normalidade para os meses de janeiro, novembro, dezembro e médias anuais (Tabelas 11 e 12). A assimetria foi positiva para todos os meses, inclusive a média anual. A normalidade, em geral aparece nos meses de maiores pluviosidades, sendo também nesse período observados os menores valores para assimetria e coeficientes de variação, ocorrendo de maneira semelhante ao conjunto de dados calculados.

Tabela 9. Valores de erosividade mensais e anuais EI₃₀ estimados utilizando as médias do período das equações.

Código	Estação	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ	TOTAL
2041046	Varre-Sai	1430,3	715,3	580,0	496,8	244,0	42,2	210,6	72,5	239,4	575,0	1026,5	1249,6	6882,3
2141001	São Francisco de Paula	397,2	195,0	103,6	225,2	135,5	53,9	61,3	32,6	175,7	391,1	383,1	456,6	2610,7
2241001	Farol de São Tomé	382,3	162,1	40,2	237,1	232,2	15,3	96,3	31,5	134,4	210,5	305,9	319,7	2167,6
2241002	Usina Quissamã	443,2	253,0	69,3	221,5	164,7	144,0	133,0	30,1	180,0	332,1	429,1	542,1	2942,0
2241003	Macabuzinho	390,1	282,6	35,6	175,6	61,2	0,0	8,0	3,8	102,7	382,3	313,1	423,1	2178,1
2241004	Fazenda Oratório	1432,6	407,0	1276,8	906,0	7,7	0,0	0,0	0,0	534,4	553,7	1296,2	1142,2	7556,8
2242001	Leitão da Cunha	1207,9	973,3	422,0	500,7	314,8	95,0	103,8	132,7	324,7	823,4	1240,8	1365,2	7504,1
2242002	Maria Mendonça	1520,3	985,0	377,9	715,0	287,6	34,5	9,3	1,2	349,7	992,6	1527,4	1589,3	8389,6
2242003	Piller	2545,3	1053,2	1476,4	1164,7	612,1	348,9	224,5	266,0	609,7	1174,1	1959,7	2688,2	14122,6
2242004	Galdinópolis	2478,9	1180,1	900,6	912,5	342,5	66,1	0,0	84,4	338,3	810,6	1702,1	2271,7	11087,8
2242005	Fazenda São João	2638,1	1450,7	1331,6	888,9	384,6	96,3	162,0	122,7	689,7	916,8	1893,9	2513,6	13088,7
2242006	Rio Dourado	2026,4	685,5	1675,7	1337,2	558,1	526,3	524,1	360,3	777,1	1098,3	1170,0	1534,2	12273,1
2242008	Gaviões	1901,3	1287,5	1048,5	800,4	666,3	116,7	125,5	372,5	553,6	996,5	1636,6	2272,5	11778,0
2242010	Manuel Ribeiro	681,2	377,4	765,1	624,0	506,6	363,0	273,1	115,1	511,2	292,3	558,8	895,2	5962,9
2242011	Est.Bomb. de Imunana	1340,9	828,3	1022,0	708,9	226,7	0,0	0,0	0,0	300,6	260,7	739,9	1318,7	6746,7
2242023	Conselheiro Paulino	1113,8	674,4	303,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	155,2	601,9	570,0	3418,7
2244028	Fazenda Fortaleza	2136,4	700,9	2151,3	551,4	6,8	0,0	11,0	0,0	921,5	570,4	2020,8	848,9	9919,5
2244043	Rialto	960,3	921,1	567,8	380,1	47,6	0,0	0,0	42,7	138,2	373,2	846,3	1088,9	5366,2
2344006	Patrimônio	1700,0	1761,8	2332,2	757,7	581,6	198,9	110,1	0,0	859,2	1229,7	1642,6	578,6	11752,4
2344008	São Roque	2284,5	2401,9	2036,8	816,3	0,0	19,4	0,0	28,3	987,1	1766,0	1421,3	889,2	12650,9
2242025	Cascatinha do Cônego	2133,7	1223,6	1212,6	880,2	483,7	365,2	337,4	221,2	446,1	1031,3	1946,6	2417,7	12699,2
2242026	Bom Sucesso	1461,3	1139,7	424,4	18,4	94,6	0,0	0,0	0,0	187,7	648,1	1345,1	1498,0	6817,3
2242021	Bom Jardim	1204,5	489,0	568,5	279,8	166,3	39,5	0,0	53,6	229,1	603,3	996,6	1256,3	5886,6
2242017	Visconde de Imbé	1211,2	666,4	319,0	412,8	151,0	13,1	25,2	46,7	175,6	535,5	996,2	1157,2	5710,1
2242018	Barra Alegre	940,1	618,0	336,4	298,5	200,8	99,9	81,2	0,0	190,0	446,6	925,9	1086,4	5223,7
2242022	Fazenda Mendes	1856,5	853,7	583,7	220,1	111,1	6,3	0,0	0,0	316,0	717,9	1154,9	1508,0	7328,3
2242028	Anta	1397,0	915,1	860,5	402,1	225,3	163,9	124,4	124,0	429,0	484,9	850,4	1575,1	7551,8
2242029	Sumidouro	1070,3	764,0	216,7	30,9	0,0	0,0	0,0	0,0	30,8	253,5	434,8	1033,5	3834,5
2243002	Barra do Pirai	769,5	501,7	509,3	188,6	41,5	0,0	0,0	0,0	124,7	288,0	407,3	629,7	3460,4
2243003	Paraíba do Sul	910,8	441,2	242,9	229,3	137,4	45,6	61,2	25,1	379,3	293,8	493,0	670,4	3929,8
2243004	Conservatória	1046,7	954,6	1086,6	547,9	197,7	90,7	74,6	48,4	477,3	622,6	808,8	1066,5	7022,7

continua

Tabela 9 continuação

2243005	Valença	1312,0	687,9	748,1	346,7	176,4	97,7	46,5	18,6	347,0	280,9	766,2	698,9	5527,0
2243006	Pentagna	1209,9	833,0	628,7	350,4	223,8	63,1	63,6	160,9	352,8	220,9	461,1	593,5	5161,6
2243007	Taboas	1316,7	717,9	859,7	297,4	195,2	103,9	86,3	21,3	431,0	254,7	652,1	844,6	5780,9
2243009	Petrópolis	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2243011	Rio da Cidade	1595,8	604,5	736,5	56,5	0,0	0,0	0,0	0,0	6,2	129,2	624,9	1659,8	5413,4
2243012	Pedro do Rio	1156,5	462,8	604,1	19,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	28,6	383,1	1451,0	4105,3
2243013	Areal (Granja Gabi)	1186,0	649,3	522,8	287,4	128,8	59,9	80,2	34,3	331,3	233,1	600,7	684,1	4797,9
2243014	Fagundes	935,7	502,6	474,5	251,4	128,6	24,7	49,9	10,9	334,4	226,6	459,0	518,5	3916,8
2243015	Moura Brasil	909,8	471,9	501,4	304,5	98,2	19,6	86,2	52,4	394,8	263,4	492,4	575,6	4170,3
2243016	Moreli	1521,0	207,5	366,7	45,3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	559,8	312,1	3012,4
2244030	Nhangapi	1279,2	700,8	785,9	252,3	0,5	0,0	0,0	0,0	185,5	381,6	1019,1	1033,3	5638,2
2244031	Itatiaia	1230,8	672,7	1012,7	301,3	4,0	0,0	0,0	0,0	172,8	305,0	1083,7	1162,0	5945,0
2244037	Fumaça	1426,0	1374,0	1629,5	572,9	245,4	74,2	102,6	48,0	477,7	629,8	1157,9	1460,3	9198,4
2244038	Ponte do Souza	1622,5	1340,1	1587,0	636,7	295,6	107,3	129,4	86,1	589,2	825,5	1194,0	1466,5	9880,0
2244039	Fazenda Agulhas Negras	1672,0	1543,4	1714,9	645,0	371,4	139,7	163,9	153,0	738,5	928,4	1432,6	1674,6	11177,4
2244040	Lídice	2303,3	1748,5	1902,3	962,4	455,5	158,4	104,2	63,9	538,9	650,2	1090,4	2059,7	12037,7
2244041	Volta Redonda	908,0	757,5	632,5	375,2	4,9	0,0	0,0	59,9	116,2	319,0	732,7	1051,9	4957,7
2244042	Barra Mansa	861,9	568,9	588,6	211,1	0,0	0,0	0,0	5,2	20,2	249,7	723,8	1128,5	4357,8
2244044	Glicério	848,2	690,5	662,8	263,0	0,0	0,0	0,0	7,5	75,6	379,8	801,9	1227,1	4956,3
2244045	N. Sra do Amparo	1219,7	1018,0	1045,2	358,7	27,8	0,0	0,0	59,9	215,8	417,3	985,4	1402,0	6749,8
2244047	Visconde de Mauá	1157,6	1348,1	1571,0	529,2	243,3	137,4	85,6	86,1	444,3	720,1	1070,3	1450,2	8843,1
2142007	Fazenda da Barra	1143,2	696,5	1031,6	466,2	243,2	139,0	105,7	90,9	354,4	496,3	819,6	1349,9	6936,5
2141007	Três Irmãos	739,6	390,6	207,7	177,3	123,7	0,0	1,0	49,1	99,0	373,4	589,3	824,9	3575,5
2141003	Cardoso Moreira	517,6	205,4	130,4	131,9	86,2	0,0	36,5	18,8	207,6	323,8	446,5	627,7	2732,4
2141009	Itererê	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2243141	Bangú	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2243175	Penha	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2243200	Rio D'ouro	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2242027	Porciúncula	1389,2	507,9	538,8	492,4	205,9	18,5	77,7	45,1	210,8	571,4	861,3	1207,0	6126,1
2141005	São Fidélis	547,1	237,1	129,4	142,3	112,0	7,7	17,5	49,7	151,0	412,7	550,8	682,8	3040,1
2142014	Paqueta	963,9	562,9	674,4	197,5	135,0	83,3	41,7	76,8	252,9	427,8	622,3	1187,7	5226,2

Tabela 10. Valores de erosividade mensais e anuais KE>25 estimados para 62 estações pluviométricas.

Código	Estação	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ	TOTAL
2041046	Varre-Sai	22,73	10,89	8,65	7,27	3,09	0,00	2,54	0,25	3,01	8,57	16,04	19,74	102,77
2141001	São Francisco de Paula	6,56	3,36	1,91	3,84	2,41	1,12	1,24	0,78	3,05	6,47	6,34	7,50	44,58
2241001	Farol de São Tomé	6,33	2,84	0,90	4,03	3,95	0,51	1,79	0,77	2,40	3,60	5,12	5,33	37,56
2241002	Usina Quissamã	7,29	4,28	1,36	3,78	2,88	2,55	2,37	0,74	3,12	5,53	7,07	8,86	49,83
2241003	Macabuzinho	6,45	4,75	0,83	3,05	1,24	0,00	0,39	0,33	1,89	6,33	5,23	6,97	37,46
2241004	Fazenda Oratório	16,61	4,58	14,78	10,43	0,00	0,00	0,00	0,00	6,07	6,30	15,01	13,20	86,99
2242001	Leitão da Cunha	18,00	14,76	7,15	8,24	5,67	2,64	2,76	3,16	5,81	12,69	18,45	20,17	119,51
2242002	Maria Mendonça	22,02	14,34	5,63	10,47	4,34	0,71	0,34	0,23	5,23	14,45	22,12	23,01	122,86
2242003	Piller	36,72	15,32	21,39	16,92	8,99	5,21	3,43	4,03	8,95	17,05	28,32	38,77	205,09
2242004	Galdinópolis	35,77	17,14	13,13	13,30	5,12	1,16	0,01	1,42	5,06	11,84	24,62	32,79	161,36
2242005	Fazenda São João	38,05	21,02	19,31	12,96	5,73	1,59	2,53	1,97	10,10	13,36	27,37	36,26	190,26
2242006	Rio Dourado	23,58	7,84	19,46	15,49	6,35	5,98	5,95	4,03	8,92	12,69	13,53	17,80	141,62
2242008	Gaviões	27,48	18,68	15,25	11,69	9,77	1,88	2,01	5,55	8,15	14,50	23,68	32,81	171,46
2242010	Manuel Ribeiro	7,80	4,23	8,78	7,12	5,75	4,06	3,01	1,15	5,80	3,23	6,36	10,31	67,60
2242011	Est.Bomb. de Imunana	15,94	9,64	12,02	8,17	2,25	0,00	0,00	0,00	3,15	2,66	8,55	15,67	78,06
2242023	Conselheiro Paulino	16,19	9,88	4,56	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	2,44	8,84	8,39	50,30
2244028	Fazenda Fortaleza	20,10	6,18	20,24	4,74	0,00	0,00	0,00	0,00	8,32	4,92	18,98	7,62	91,09
2244043	Rialto	17,45	16,72	10,22	6,76	0,64	0,00	0,00	0,55	2,31	6,64	15,35	19,81	96,45
2344006	Patrimônio	15,87	16,47	22,00	6,73	5,03	1,32	0,46	0,00	7,72	11,31	15,31	5,00	107,20
2344008	São Roque	21,53	22,67	19,13	7,30	0,00	0,00	0,00	0,00	8,96	16,51	13,17	8,01	117,28
2242025	Cascatinha do Cônego	30,81	17,76	17,60	12,84	7,15	5,45	5,05	3,38	6,61	15,00	28,13	34,89	184,67
2242026	Bom Sucesso	21,17	16,56	6,30	0,47	1,57	0,00	0,00	0,00	2,90	9,51	19,50	21,70	99,68
2242021	Bom Jardim	17,95	8,08	9,17	5,19	3,62	1,87	1,28	2,07	4,49	9,65	15,08	18,67	97,13
2242017	Visconde de Imbé	18,05	10,53	5,73	7,03	3,41	1,51	1,68	1,97	3,75	8,72	15,08	17,30	94,74
2242018	Barra Alegre	14,30	9,86	5,97	5,45	4,10	2,71	2,45	1,26	3,95	7,49	14,11	16,32	87,96
2242022	Fazenda Mendes	26,84	12,46	8,58	3,37	1,80	0,30	0,00	0,00	4,74	10,51	16,78	21,84	107,22
2242028	Anta	17,43	11,50	10,83	5,19	3,01	2,25	1,77	1,76	5,52	6,21	10,70	19,62	95,79
2242029	Sumidouro	12,35	9,75	5,10	3,52	1,71	1,52	1,32	1,31	3,52	5,41	6,95	12,04	64,49
2243002	Barra do Pirai	9,72	6,30	6,40	2,30	0,42	0,00	0,00	0,00	1,49	3,57	5,10	7,94	43,25
2243003	Paraíba do Sul	8,45	4,24	2,46	2,34	1,52	0,69	0,83	0,51	3,69	2,92	4,70	6,30	38,66
2243004	Conservatória	13,58	12,35	14,11	6,95	2,30	0,87	0,66	0,31	6,01	7,94	10,42	13,84	89,35
2243005	Valença	12,05	6,45	6,99	3,39	1,87	1,16	0,70	0,45	3,40	2,80	7,15	6,55	52,97

continua

Tabela 10 continuação

2243006	Pentagna	11,13	7,75	5,92	3,43	2,29	0,85	0,86	1,73	3,45	2,27	4,42	5,61	49,70
2243007	Taboas	12,09	6,72	7,99	2,95	2,04	1,22	1,06	0,48	4,15	2,57	6,13	7,86	55,25
2243009	Petrópolis	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2243011	Rio da Cidade	18,62	8,01	9,42	2,15	0,00	0,00	0,00	0,00	1,61	2,93	8,23	19,30	70,26
2243012	Pedro do Rio	13,92	6,49	8,01	1,75	0,00	0,00	0,00	0,00	0,42	1,85	5,64	17,07	55,14
2243013	Areal (Granja Gabi)	10,92	6,11	4,97	2,86	1,44	0,82	1,01	0,59	3,26	2,38	5,67	6,42	46,44
2243014	Fagundes	8,67	4,79	4,54	2,54	1,44	0,51	0,73	0,38	3,28	2,32	4,40	4,93	38,54
2243015	Moura Brasil	8,44	4,52	4,78	3,02	1,17	0,46	1,06	0,76	3,82	2,65	4,70	5,45	40,81
2243016	Moreli	17,82	3,76	5,47	2,03	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,11	7,53	4,88	41,60
2244030	Nhangapi	23,32	12,67	14,23	4,41	0,00	0,00	0,00	0,00	3,18	6,79	18,53	18,79	101,92
2244031	Itatiaia	22,43	12,15	18,41	5,31	0,00	0,00	0,00	0,00	2,95	5,38	19,72	21,16	107,50
2244037	Fumaça	18,62	17,93	21,33	7,28	2,93	0,65	1,03	0,31	6,02	8,04	15,06	19,08	118,27
2244038	Ponte do Souza	21,23	17,48	20,76	8,13	3,60	1,09	1,39	0,81	7,50	10,64	15,54	19,16	127,33
2244039	Fazenda Agulhas Negras	21,89	20,18	22,46	8,24	4,60	1,52	1,85	1,70	9,48	12,01	18,71	21,93	144,57
2244040	Lídice	29,88	22,64	24,65	12,38	5,77	1,89	1,18	0,66	6,86	8,31	14,05	26,70	154,99
2244041	Volta Redonda	16,48	13,71	11,41	6,67	0,00	0,00	0,00	0,87	1,91	5,64	13,25	19,13	89,08
2244042	Barra Mansa	15,63	10,24	10,60	3,65	0,00	0,00	0,00	0,00	0,14	4,36	13,09	20,54	78,26
2244044	Glicério	15,38	12,48	11,97	4,61	0,00	0,00	0,00	0,00	1,16	6,76	14,53	22,36	89,24
2244045	N. Sra do Amparo	22,22	18,51	19,01	6,37	0,28	0,00	0,00	0,87	3,74	7,45	17,91	25,58	121,93
2244047	Visconde de Mauá	15,05	17,59	20,55	6,70	2,90	1,49	0,81	0,81	5,57	9,24	13,89	18,94	113,55
2142007	Fazenda da Barra	14,31	8,81	12,93	5,97	3,23	1,95	1,54	1,36	4,60	6,35	10,32	16,85	88,22
2141007	Três Irmãos	11,99	6,46	3,56	3,08	2,23	0,00	0,28	1,05	1,84	6,19	9,61	13,34	59,61
2141003	Cardoso Moreira	8,47	3,52	2,33	2,36	1,63	0,00	0,85	0,56	3,56	5,40	7,34	10,22	46,24
2141009	Itererê	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2243141	Bangú	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2243175	Penha	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2243200	Rio D'ouro	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2242027	Porciúncula	22,05	7,46	7,97	7,20	2,46	0,00	0,34	0,00	2,54	8,51	13,31	19,03	90,85
2141005	São Fidélis	8,94	4,03	2,32	2,52	2,04	0,39	0,54	1,05	2,66	6,81	9,00	11,09	51,39
2142014	Paqueta	12,10	7,16	8,54	2,67	1,90	1,26	0,75	1,18	3,35	5,50	7,90	14,85	67,17

Tabela 11. Análise descritiva dos valores mensais e anuais do índice EI₃₀ estimados no período correspondente ao das equações.

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ	TOTAL
N	57	57	57	57	57	57	57	57	57	57	57	57	57
Mínimo	382,30	162,13	35,58	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	305,91	312,05	2167,63
Mediana	1211,16	696,47	632,46	350,40	151,02	34,47	46,55	34,30	316,03	417,34	846,31	1142,22	5886,61
Máximo	2638,08	2401,93	2332,22	1337,19	666,35	526,32	524,11	372,51	987,14	1766,02	2020,78	2688,16	14122,58
Média	1298,00	795,85	809,91	431,63	187,64	73,32	70,80	59,89	329,14	524,20	934,32	1171,76	6686,44
Curtose	-0,15	1,56	-0,09	0,14	0,25	5,36	7,19	5,09	0,16	1,73	-0,39	0,21	-0,60
Simetria	0,55	1,12	0,84	0,83	0,98	2,24	2,35	2,21	0,82	1,21	0,72	0,76	0,68
C.V.	0,42	0,56	0,70	0,70	0,93	1,46	1,37	1,37	0,72	0,64	0,49	0,48	0,48
Variância	3,03E+05	1,98E+05	3,24E+05	9,17E+04	3,05E+04	1,15E+04	9,34E+03	6,70E+03	5,67E+04	1,13E+05	2,11E+05	3,11E+05	1,02E+07
D.P.	550,64	445,36	569,44	302,82	174,65	107,36	96,64	81,85	238,11	335,51	459,30	557,47	3186,10
Teste de Lilliefors													
D	0,105	0,148	0,138	0,136	0,142	0,247	0,232	0,232	0,107	0,139	0,107	0,087	0,134
D _{cal}	0,120	0,003	0,009	0,010	0,006	< 0,0001	< 0,0001	< 0,0001	0,108	0,008	0,107	0,358	0,013

*Rejeita-se a hipótese nula de que há normalidade quando o valor da probabilidade calculada for menor que 5%.

Tabela12. Análise descritiva dos valores mensais e anuais de KE>25 estimados com as médias correspondentes ao período das equações.

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ	TOTAL
N	57	57	57	57	57	57	57	57	57	57	57	57	57
Mínimo	6,33	2,84	0,83	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,11	4,40	4,88	37,46
Mediana	16,48	9,86	8,78	5,19	2,23	0,69	0,75	0,59	3,69	6,47	13,25	17,07	89,24
Máximo	38,05	22,67	24,65	16,92	9,77	5,98	5,95	5,55	10,10	17,05	28,32	38,77	205,09
Média	17,31	10,75	10,70	5,94	2,59	1,07	1,05	0,93	4,30	7,21	12,84	16,23	90,93
Curtose	0,32	-1,01	-1,07	0,40	0,68	3,25	3,57	3,84	-0,47	-0,46	-0,39	-0,07	-0,02
Simetria	0,78	0,43	0,42	0,96	0,99	1,83	1,75	1,92	0,49	0,58	0,61	0,63	0,76
C.V.	0,44	0,52	0,62	0,63	0,90	1,31	1,20	1,25	0,58	0,56	0,50	0,52	0,46
Variância	57,53	31,17	44,17	14,12	5,39	1,96	1,58	1,36	6,28	16,56	41,41	72,52	1762,74
D.P.	7,58	5,58	6,65	3,76	2,32	1,40	1,26	1,17	2,51	4,07	6,44	8,52	41,98
Teste de Lilliefors													
D	0,741	0,924	0,926	0,985	0,999	1,674	1,522	1,599	1,032	0,896	0,834	0,793	0,766
D _{cal}	0,188	0,033	0,032	0,017	0,014	< 0,0001	< 0,0001	< 0,0001	0,010	0,044	0,080	0,122	0,153

Rejeita-se a hipótese nula de que há normalidade quando o valor da probabilidade calculado for maior ou igual ao valor tabelado ao nível de 5%.

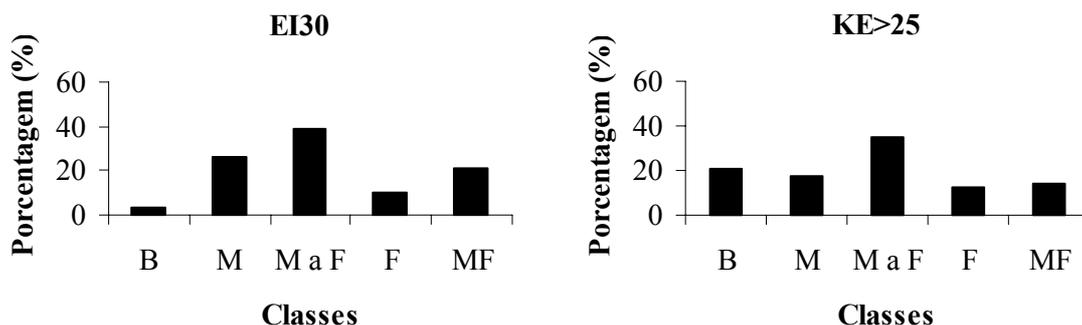


Figura 13. Distribuição de frequência em classes de erosividade para o EI₃₀ e KE>25.

Os valores de erosividade estimados a partir dessa condição também foram classificados de acordo com CARVALHO (1994). De acordo com a Figura 13, observa-se que 70,2% dos índices de erosividades EI₃₀ obtidos se encontram nas classes média a forte a muito forte. No caso do KE>25, as três classes que apresentam maiores valores são responsáveis por 61,4 % dos valores analisados. Nota-se certa semelhança aos valores calculados por apresentarem o maior número de representantes nas três maiores classes de erosividade. Entretanto, os conjuntos de valores analisados são diferentes e a densidade de distribuição no Estado é irregular, o que pode causar certa tendenciosidade.

4.3 Índices de Erosividade Estimados a partir das Médias das Séries Históricas

Foi proposta para fins comparativos uma outra condição para a estimativa dos índices de erosividade, sendo que esta considera a média das séries históricas disponíveis das estações pluviométricas. O índice EI₃₀ médio anual estimado encontrado para as 62 localidades analisadas variou de 2.252,53 a 14.134,1 MJ mm ha⁻¹ h⁻¹ ano⁻¹, para as estações de Farol de São Tomé e Piller, respectivamente (Tabela 13). Enquanto que o índice KE>25 médio anual estimado variou de 38,9 a 205,5 MJ ha⁻¹ ano⁻¹, também encontrados para as mesmas estações (Tabela 14). Ambos os índices, quando analisados os valores mensais apresentam, de modo geral, maiores valores no período de setembro a fevereiro. Todas essas observações foram semelhantes à primeira condição para o cálculo de erosividade.

As Tabelas 15 e 16 apresentam a análise descritiva de ambos os índices analisados. O teste de Lilliefors apresentou normalidade para os meses de fevereiro e médias anuais para o EI₃₀. Para o KE>25 foram observados que os meses de abril a agosto não apresentaram distribuição normal. Semelhante aos valores calculados e estimados, a assimetria foi positiva para todos os meses. Manteve-se o comportamento dos meses com menor precipitação apresentarem os maiores coeficientes de variação e as menores variâncias. Todos os fatores analisados indicam que não houve diferenças entre os conjuntos de valores analisados, sendo que os padrões se repetem e o comportamento das variáveis é característico.

Tabela 13. Valores mensais e anuais do índice EI₃₀ estimados utilizando as médias das séries históricas das estações pluviométricas.

Código	Estação	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ	TOTAL
2041046	Varre-Sai	1059,43	552,55	700,96	451,99	177,35	91,77	132,78	121,92	279,43	566,16	983,60	1270,51	6388,46
2141001	São Francisco de Paula	339,64	153,67	246,01	200,42	79,01	25,88	44,09	39,06	193,24	292,85	413,76	398,65	2426,30
2241001	Farol de São Tomé	262,57	141,91	166,36	178,47	152,63	67,35	104,26	64,27	165,58	256,81	387,44	304,89	2252,53
2241002	Usina Quissamã	392,80	261,10	268,42	279,09	155,14	135,61	100,51	46,07	216,81	302,03	483,57	545,41	3186,58
2241003	Macabuzinho	641,67	453,60	471,88	302,25	214,75	93,59	100,27	55,14	205,90	398,80	650,93	744,21	4333,01
2241004	Fazenda Oratório	1305,31	698,17	982,54	664,22	99,27	0,00	0,00	5,38	526,01	640,25	1380,26	1340,23	7641,64
2242001	Leitão da Cunha	1246,68	747,24	1039,32	573,68	195,21	114,33	200,02	133,14	518,68	669,95	1087,06	1281,89	7807,21
2242002	Maria Mendonça	1618,92	946,93	872,58	628,17	258,87	45,78	0,00	30,18	476,11	836,82	1428,46	1806,08	8948,90
2242003	Piller	2185,84	1556,74	1832,32	1199,95	602,16	262,92	293,27	329,50	671,43	980,31	1902,50	2317,15	14134,10
2242004	Galdinópolis	2229,81	1377,85	1471,85	861,27	286,05	72,05	98,63	89,03	358,43	669,92	1520,64	2107,74	11143,26
2242005	Fazenda São João	2482,44	1576,16	1608,63	882,31	353,44	176,94	157,49	107,24	542,21	817,14	1698,83	2359,65	12762,46
2242006	Rio Dourado	1681,08	691,85	1190,54	948,83	534,54	409,43	408,46	381,95	787,50	934,81	1515,28	1857,79	11342,06
2242008	Gaviões	1858,39	1243,68	1791,86	1021,73	589,12	249,04	149,93	237,36	561,87	763,86	1439,01	2068,73	11974,58
2242010	Manuel Ribeiro	740,17	397,13	532,04	574,90	479,79	257,79	210,44	139,89	449,10	403,90	646,99	780,90	5613,03
2242011	Est.Bomb. de Imunana	1255,94	859,88	948,43	486,34	151,16	0,00	0,00	0,00	229,76	326,86	736,35	1325,60	6320,33
2242023	Conselheiro Paulino	1730,91	1040,83	857,49	223,03	0,00	0,00	0,00	0,00	31,08	406,81	906,74	1663,48	6860,36
2244028	Fazenda Fortaleza	2122,68	1639,71	1734,64	1056,42	338,96	0,00	39,03	57,99	497,87	948,76	1297,96	1945,66	11679,68
2244043	Rialto	997,31	810,33	688,25	225,57	18,90	0,00	0,00	0,00	95,70	442,34	727,93	1029,17	5035,49
2344006	Patrimônio	2081,86	1543,24	1552,16	1150,95	672,69	273,79	217,12	382,45	786,73	1243,78	1417,24	1758,09	13080,11
2344008	São Roque	2221,08	1758,55	1877,30	1131,53	352,25	42,34	30,44	96,81	831,18	1214,51	1449,85	1801,70	12807,55
2242025	Cascatinha do Cônego	2262,17	1296,40	1624,31	979,82	612,24	359,45	354,06	376,84	751,61	1194,04	1750,09	2302,56	13863,60
2242026	Bom Sucesso	1521,20	906,33	781,97	212,47	27,03	0,00	0,00	0,00	229,19	511,31	940,25	1411,35	6541,10
2242021	Bom Jardim	1288,79	800,19	719,82	288,52	125,47	46,50	3,90	8,41	193,41	476,17	943,47	1366,78	6261,43
2242017	Visconde de Imbé	1121,28	599,45	587,22	330,44	112,48	28,17	5,86	12,45	244,70	453,22	876,16	1093,83	5465,25
2242018	Barra Alegre	1198,35	652,21	756,90	364,08	134,67	59,54	18,02	18,34	205,60	456,60	916,35	1213,36	5994,02
2242022	Fazenda Mendes	1592,68	1043,53	862,21	313,75	92,80	0,00	0,00	0,00	224,45	511,40	1031,48	1502,54	7174,84
2242028	Anta	1336,85	917,04	796,96	398,90	199,77	123,88	86,20	105,83	307,29	594,81	920,41	1354,88	7142,83
2242029	Sumidouro	1156,31	700,71	682,08	142,52	0,00	0,00	0,00	0,00	46,56	290,95	756,71	1391,89	5167,73
2243002	Barra do Pirai	811,18	642,21	560,47	173,43	53,84	0,00	0,00	0,00	98,47	289,93	415,43	683,09	3728,05
2243003	Paraíba do Sul	945,61	638,88	540,74	207,87	104,42	70,36	17,23	40,37	169,22	388,02	602,32	920,14	4645,19
2243004	Conservatória	1313,26	1116,10	985,39	432,08	205,61	134,44	69,42	120,08	307,62	640,33	853,12	1171,99	7349,45
2243005	Valença	1067,61	754,40	737,64	273,00	133,71	68,88	27,50	46,17	184,50	415,87	624,00	887,99	5221,28

continua

Tabela 13 continuação

2243006	Pentagna	1089,55	862,99	776,51	288,10	147,26	71,63	36,49	68,01	210,18	509,14	713,97	1068,96	5842,80
2243007	Taboas	1233,64	892,61	812,77	298,88	152,98	84,66	39,73	65,85	223,61	475,39	722,19	1088,27	6090,59
2243009	Petrópolis	1919,93	1224,35	1365,78	449,88	0,00	0,00	0,00	0,00	76,36	610,08	1044,64	1562,84	8253,85
2243011	Rio da Cidade	1472,54	795,32	682,84	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	155,18	684,16	1373,76	5163,80
2243012	Pedro do Rio	1203,25	598,02	472,91	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	81,40	466,05	1090,80	3912,43
2243013	Areal (Granja Gabi)	920,36	638,48	564,66	227,77	133,02	54,90	21,56	48,48	172,23	359,94	583,78	883,17	4608,36
2243014	Fagundes	838,80	511,94	474,74	189,73	109,37	39,97	34,99	37,27	211,44	332,50	504,63	765,35	4050,75
2243015	Moura Brasil	905,15	563,94	487,34	167,51	104,19	38,20	14,32	33,48	156,83	353,89	554,27	888,62	4267,74
2243016	Moreli	956,08	428,44	349,18	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	88,08	546,29	1024,81	3392,88
2244030	Nhangapi	1135,40	880,35	810,17	251,16	39,33	0,00	0,00	0,00	199,57	507,57	716,19	1023,81	5563,54
2244031	Itatiaia	1260,33	978,73	936,83	245,61	39,38	0,00	0,00	0,00	191,70	515,04	746,75	1097,89	6012,26
2244037	Fumaça	1808,80	1486,54	1395,78	568,48	244,56	109,53	94,76	126,49	344,97	771,98	1060,06	1632,12	9644,06
2244038	Ponte do Souza	1821,05	1414,69	1372,55	599,69	258,12	135,91	132,20	156,19	369,16	790,27	1157,02	1599,09	9805,95
2244039	Fazenda Agulhas Negras	2005,36	1651,26	1536,88	657,61	308,44	185,53	165,56	176,65	451,79	862,98	1282,69	1812,36	11097,12
2244040	Lídice	2013,49	1730,72	1667,29	875,25	375,28	116,24	66,16	147,33	360,84	716,50	1083,65	1653,96	10806,70
2244041	Volta Redonda	1142,17	946,38	857,00	266,15	43,76	0,00	0,00	0,00	95,63	376,21	565,01	1027,45	5319,75
2244042	Barra Mansa	1001,07	830,30	831,62	186,79	23,80	0,00	0,00	0,00	88,11	338,58	557,65	916,18	4774,11
2244044	Glicério	1157,21	831,51	965,52	335,77	42,97	0,00	0,00	0,00	176,43	418,63	628,38	1187,44	5743,86
2244045	N. Sra do Amparo	1449,28	1105,32	1174,75	370,23	128,23	0,00	0,00	8,53	240,10	515,60	819,29	1220,84	7032,18
2244047	Visconde de Mauá	1857,95	1561,17	1563,98	681,30	257,11	165,94	140,88	155,02	401,07	856,42	1255,46	1771,86	10668,17
2142007	Fazenda da Barra	1134,44	720,00	881,64	515,40	255,64	113,00	103,36	78,05	339,24	521,14	771,71	1262,60	6696,21
2141007	Três Irmãos	681,95	393,77	384,10	191,63	79,64	19,96	13,97	12,00	119,03	341,24	592,70	814,52	3644,51
2141003	Cardoso Moreira	555,78	268,85	308,04	164,91	72,38	27,03	20,46	5,82	120,89	288,67	526,38	670,16	3029,37
2141009	Itererê	457,44	283,04	340,97	279,00	75,29	0,08	0,00	0,00	79,20	273,56	522,57	720,67	3031,82
2243141	Bangú	869,11	845,12	717,80	263,88	165,21	0,00	0,00	0,00	26,13	249,06	457,63	771,86	4365,79
2243175	Penha	767,57	954,87	450,77	273,35	63,30	0,00	0,00	0,00	0,00	262,70	409,39	874,54	4056,49
2243200	Rio D'ouro	1773,30	1279,88	1040,52	297,44	202,14	61,28	185,87	107,83	528,08	1006,13	1045,95	1127,94	8656,33
2242027	Porciúncula	1057,11	616,98	692,54	404,06	139,21	38,62	47,00	44,16	190,69	513,15	819,51	1157,84	5720,88
2141005	São Fidélis	575,84	316,91	306,54	182,36	68,51	20,11	18,91	0,00	127,72	301,54	482,45	669,72	3070,61
2142014	Paqueta	1162,06	725,02	682,54	287,38	204,39	102,65	111,44	105,59	270,02	569,63	955,67	1295,44	6471,83

Tabela 14. Valores mensais e anuais do índice KE>25 estimados utilizando as médias das séries históricas das estações pluviométricas.

Código	Estação	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ	TOTAL
2041046	Varre-Sai	16,59	8,20	10,65	6,53	1,99	0,57	1,25	1,07	3,67	8,42	15,33	20,08	94,35
2141001	São Francisco de Paula	5,65	2,70	4,17	3,44	1,52	0,68	0,97	0,89	3,33	4,91	6,83	6,59	41,66
2241001	Farol de São Tomé	4,43	2,52	2,90	3,10	2,69	1,33	1,92	1,29	2,89	4,34	6,41	5,10	38,90
2241002	Usina Quissamã	6,49	4,41	4,52	4,69	2,73	2,42	1,86	1,00	3,70	5,05	7,93	8,91	53,71
2241003	Macabuzinho	10,44	7,46	7,75	5,06	3,67	1,75	1,86	1,14	3,53	6,59	10,59	12,06	71,89
2241004	Fazenda Oratório	15,12	7,99	11,33	7,60	0,97	0,00	0,00	0,00	5,97	7,31	16,00	15,53	87,82
2242001	Leitão da Cunha	18,54	11,64	15,67	9,25	4,02	2,91	4,09	3,16	8,49	10,57	16,33	19,02	123,69
2242002	Maria Mendonça	23,43	13,79	12,73	9,22	3,92	0,87	0,20	0,64	7,04	12,21	20,70	26,12	130,87
2242003	Piller	31,56	22,54	26,49	17,42	8,85	3,98	4,42	4,94	9,84	14,27	27,50	33,45	205,25
2242004	Galdinópolis	32,19	19,97	21,32	12,56	4,31	1,24	1,63	1,49	5,35	9,82	22,02	30,44	162,35
2242005	Fazenda São João	35,82	22,82	23,28	12,87	5,28	2,75	2,47	1,75	7,99	11,93	24,58	34,05	185,58
2242006	Rio Dourado	19,52	7,92	13,77	10,93	6,07	4,61	4,60	4,28	9,04	10,77	17,58	21,60	130,70
2242008	Gaviões	26,87	18,05	25,91	14,87	8,66	3,78	2,36	3,62	8,27	11,17	20,85	29,88	174,28
2242010	Manuel Ribeiro	8,49	4,46	6,05	6,55	5,43	2,83	2,27	1,44	5,07	4,54	7,39	8,96	63,49
2242011	Est.Bomb. de Imunana	14,90	10,03	11,12	5,44	1,32	0,00	0,00	0,00	2,28	3,48	8,51	15,75	72,82
2242023	Conselheiro Paulino	25,04	15,14	12,51	3,41	0,01	0,00	0,00	0,00	0,66	6,05	13,22	24,07	100,09
2244028	Fazenda Fortaleza	19,96	15,28	16,20	9,63	2,68	0,00	0,00	0,00	4,22	8,59	11,97	18,25	106,78
2244043	Rialto	18,13	14,68	12,44	3,92	0,11	0,00	0,00	0,00	1,53	7,91	13,17	18,71	90,60
2344006	Patrimônio	19,57	14,35	14,43	10,55	5,91	2,04	1,49	3,10	7,02	11,45	13,13	16,43	119,46
2344008	São Roque	20,92	16,43	17,59	10,36	2,80	0,00	0,00	0,33	7,45	11,16	13,44	16,85	117,33
2242025	Cascatinha do Cônego	32,66	18,80	23,51	14,26	8,99	5,37	5,29	5,62	10,99	17,34	25,31	33,24	201,37
2242026	Bom Sucesso	22,03	13,21	11,43	3,26	0,60	0,00	0,00	0,00	3,50	7,54	13,70	20,45	95,71
2242021	Bom Jardim	19,12	12,37	11,26	5,31	3,06	1,97	1,38	1,44	4,00	7,90	14,35	20,19	102,35
2242017	Visconde de Imbé	16,80	9,60	9,43	5,89	2,88	1,72	1,41	1,50	4,70	7,58	13,42	16,43	91,36
2242018	Barra Alegre	17,87	10,33	11,77	6,35	3,19	2,15	1,58	1,58	4,17	7,63	13,98	18,08	98,66
2242022	Fazenda Mendes	23,05	15,18	12,58	4,71	1,54	0,18	0,00	0,02	3,43	7,55	15,01	21,76	105,00
2242028	Anta	16,69	11,52	10,05	5,15	2,70	1,76	1,30	1,54	4,02	7,56	11,57	16,91	90,76
2242029	Sumidouro	13,08	9,21	9,05	4,47	2,56	1,84	1,57	1,55	3,65	5,73	9,68	15,08	77,48
2243002	Barra do Pirai	10,26	8,10	7,05	2,11	0,58	0,00	0,00	0,00	1,15	3,60	5,20	8,62	46,67
2243003	Paraíba do Sul	8,76	6,01	5,13	2,15	1,22	0,92	0,44	0,65	1,80	3,76	5,68	8,53	45,07
2243004	Conservatória	17,12	14,50	12,76	5,41	2,40	1,45	0,59	1,26	3,76	8,18	11,01	15,24	93,69
2243005	Valença	9,85	7,05	6,90	2,73	1,48	0,90	0,53	0,70	1,94	4,01	5,88	8,24	50,23

continua

Tabela 14 continuação

2243006	Pentagna	10,05	8,02	7,25	2,87	1,61	0,93	0,61	0,90	2,17	4,85	6,69	9,87	55,80
2243007	Taboas	11,34	8,29	7,57	2,96	1,66	1,04	0,64	0,88	2,29	4,55	6,76	10,04	58,02
2243009	Petrópolis	22,08	14,64	16,16	6,36	1,51	0,00	0,00	0,38	2,36	8,07	12,72	18,26	102,54
2243011	Rio da Cidade	17,30	10,05	8,85	0,49	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	3,20	8,86	16,24	65,00
2243012	Pedro do Rio	14,42	7,94	6,60	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	2,41	6,53	13,21	51,12
2243013	Areal (Granja Gabi)	8,54	6,01	5,35	2,33	1,48	0,78	0,48	0,72	1,83	3,51	5,52	8,20	44,74
2243014	Fagundes	7,80	4,87	4,54	1,99	1,27	0,64	0,60	0,62	2,18	3,27	4,81	7,15	39,74
2243015	Moura Brasil	8,40	5,34	4,65	1,79	1,22	0,63	0,41	0,59	1,69	3,46	5,25	8,25	41,68
2243016	Moreli	11,77	6,13	5,28	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	2,49	7,39	12,51	45,56
2244030	Nhangapi	20,67	15,97	14,68	4,39	0,49	0,00	0,00	0,00	3,44	9,11	12,95	18,61	100,32
2244031	Itatiaia	22,97	17,78	17,01	4,29	0,49	0,00	0,00	0,00	3,30	9,25	13,51	19,98	108,58
2244037	Fumaça	23,71	19,43	18,22	7,22	2,92	1,12	0,93	1,35	4,25	9,93	13,76	21,36	124,19
2244038	Ponte do Souza	23,87	18,47	17,91	7,64	3,10	1,47	1,42	1,74	4,57	10,17	15,05	20,92	126,34
2244039	Fazenda Agulhas Negras	26,32	21,61	20,09	8,41	3,77	2,13	1,87	2,02	5,67	11,14	16,72	23,76	143,50
2244040	Lídice	26,10	22,41	21,58	11,25	4,72	1,34	0,69	1,75	4,53	9,17	13,97	21,41	138,92
2244041	Volta Redonda	20,79	17,19	15,54	4,67	0,57	0,00	0,00	0,00	1,53	6,69	10,17	18,68	95,83
2244042	Barra Mansa	18,20	15,05	15,08	3,20	0,20	0,00	0,00	0,00	1,39	6,00	10,03	16,63	85,79
2244044	Glicério	21,07	15,07	17,54	5,95	0,56	0,00	0,00	0,00	3,01	7,47	11,33	21,63	103,64
2244045	N. Sra do Amparo	26,45	20,12	21,39	6,58	2,13	0,00	0,00	0,00	4,19	9,26	14,85	22,24	127,20
2244047	Visconde de Mauá	24,36	20,42	20,45	8,72	3,08	1,87	1,54	1,73	5,00	11,05	16,35	23,22	137,80
2142007	Fazenda da Barra	14,20	9,10	11,09	6,58	3,38	1,63	1,51	1,20	4,41	6,65	9,74	15,78	85,26
2141007	Três Irmãos	11,08	6,51	6,36	3,30	1,53	0,58	0,49	0,46	2,15	5,68	9,66	13,18	60,97
2141003	Cardoso Moreira	9,08	4,53	5,15	2,88	1,41	0,69	0,59	0,36	2,18	4,84	8,61	10,89	51,22
2141009	Itererê	7,52	4,75	5,67	4,69	1,46	0,27	0,02	0,03	1,52	4,60	8,55	11,69	50,77
2243141	Bangú	11,06	10,73	9,00	2,81	1,47	0,00	0,00	0,00	0,00	2,61	5,45	9,73	52,85
2243175	Penha	9,67	12,23	5,36	2,94	0,08	0,00	0,00	0,00	0,00	2,79	4,79	11,13	48,99
2243200	Rio D'ouro	20,76	14,77	11,87	2,85	1,70	0,00	1,50	0,55	5,65	11,45	11,93	12,93	95,95
2242027	Porciúncula	16,55	9,26	10,51	5,74	1,35	0,00	0,00	0,00	2,21	7,54	12,62	18,22	84,00
2141005	São Fidélis	9,39	5,29	5,13	3,16	1,35	0,59	0,57	0,19	2,29	5,05	7,91	10,88	51,80
2142014	Paqueta	14,54	9,16	8,64	3,77	2,75	1,50	1,61	1,54	3,56	7,25	12,00	16,18	82,50

Tabela 15. Análise descritiva dos valores estimados do índice EI₃₀ utilizando as médias das séries históricas.

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ	TOTAL
N	62	62	62	62	62	62	62	62	62	62	62	62	62
Mínimo	262,57	141,91	166,36	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	81,40	387,44	304,89	2252,53
Mediana	1200,80	830,90	803,57	300,57	136,94	44,06	24,53	39,72	214,13	491,87	795,50	1200,40	6051,43
Máximo	2482,44	1758,55	1877,30	1199,95	672,69	409,43	408,46	382,45	831,18	1243,78	1902,50	2359,65	14134,10
Média	1295,09	884,78	893,13	430,28	181,40	74,11	66,40	71,33	276,75	537,12	886,78	1259,08	6856,24
Curtose	-0,71	-0,65	-0,65	0,05	1,17	2,47	3,02	3,16	0,25	0,10	-0,29	-0,39	-0,48
Simetria	0,26	0,39	0,60	1,02	1,32	1,64	1,76	1,87	0,96	0,80	0,77	0,42	0,74
C.V.	0,41	0,47	0,50	0,70	0,91	1,25	1,37	1,36	0,75	0,50	0,42	0,38	0,45
Variância	2,84E+05	1,73E+05	2,02E+05	9,18E+04	2,72E+04	8,64E+03	8,26E+03	9,37E+03	4,34E+04	7,20E+04	1,41E+05	2,25E+05	9,66E+06
D.P.	532,53	415,78	449,80	303,04	164,77	92,96	90,88	96,82	208,25	268,26	375,73	473,96	3107,55
Teste de Lilliefors													
D	0,115	0,110	0,139	0,187	0,160	0,213	0,233	0,231	0,174	0,153	0,120	0,084	0,137
D _{cal}	0,039	0,058	0,004	< 0,0001	< 0,0001	< 0,0001	< 0,0001	< 0,0001	< 0,0001	0,001	0,026	0,347	0,005

Rejeita-se a hipótese nula de que há normalidade quando o valor da probabilidade calculado for menor que 5%.

Tabela 16. Análise descritiva dos valores do índice KE>25 estimados utilizando as médias das séries históricas.

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ	TOTAL
N	62	62	62	62	62	62	62	62	62	62	62	62	62
Mínimo	4,43	2,52	2,90	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	2,41	4,79	5,10	38,90
Mediana	17,21	11,13	11,30	4,88	1,68	0,74	0,59	0,67	3,51	7,51	11,95	16,53	91,06
Máximo	35,82	22,82	26,49	17,42	8,99	5,37	5,29	5,62	10,99	17,34	27,50	34,05	205,25
Média	17,27	11,89	12,04	5,79	2,44	1,08	0,98	1,02	3,74	7,30	11,98	16,89	92,43
Curtose	-0,55	-1,04	-0,61	0,65	1,94	1,66	2,75	3,28	0,33	0,01	0,55	-0,01	0,24
Simetria	0,35	0,26	0,56	1,00	1,41	1,36	1,67	1,78	0,81	0,54	0,86	0,58	0,80
C.V.	0,42	0,47	0,50	0,64	0,86	1,14	1,24	1,22	0,67	0,44	0,43	0,40	0,44
Variância	53,60	30,68	36,14	13,76	4,38	1,54	1,48	1,53	6,23	10,23	27,14	46,50	1656,32
D.P.	7,32	5,54	6,01	3,71	2,09	1,24	1,22	1,24	2,50	3,20	5,21	6,82	40,70
Teste de Lilliefors													
D	0,098	0,102	0,097	0,141	0,155	0,191	0,210	0,206	0,112	0,097	0,093	0,076	0,094
D _{cal}	0,151	0,113	0,157	0,004	0,001	< 0,0001	< 0,0001	< 0,0001	0,051	0,155	0,206	0,493	0,187

*Rejeita-se a hipótese nula de que há normalidade quando o valor da probabilidade calculada for menor que 5%.

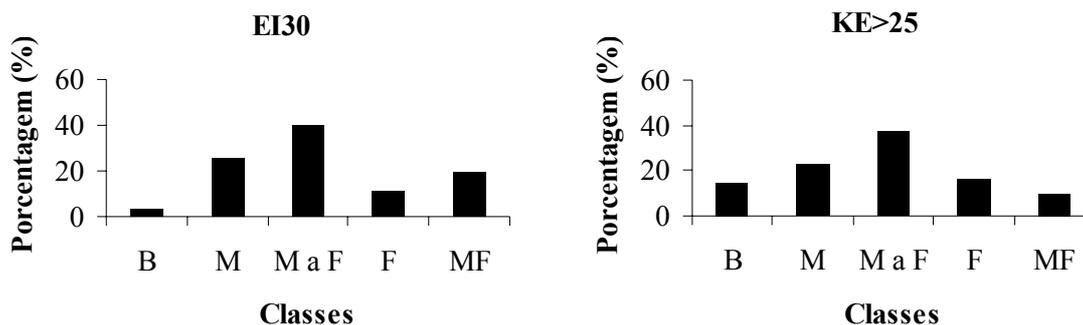


Figura 14. Distribuição de frequência em classes de erosividade para o EI_{30} e $KE>25$ estimados.

Os gráficos de distribuição de frequências obtidos, observados na Figura 14, se apresentam muito semelhante aos encontrados para os valores de erosividade obtidos no período das equações, observam-se pequenas variações, mas o comportamento da curva é bem característico, apresentando o maior número de observações na classe média a forte. As três maiores classes são responsáveis por 70,1% dos valores analisados, no caso do EI_{30} . Enquanto que para o $KE>25$ ocorrem 62,9% para as mesmas classes analisadas. Ambos os valores são semelhantes aos obtidos quando se utilizou as médias do período das equações.

A Tabela 17 apresenta os valores médios de erosividade calculados nos dois períodos considerados para cada região do Estado do Rio de Janeiro. Os maiores valores são observados nas regiões da Baía da Ilha Grande, Baixadas Litorâneas, Metropolitana e Serrana.

Tabela 17. Valores médios de erosividade de acordo com a região geográfica.

Região	Média das séries históricas		Média do período das equações	
	EI_{30}	$KE>25$	EI_{30}	$KE>25$
Centro-Sul	5421,6	63,8	5378,7	63,7
Baía da Ilha Grande	10799,8	101,4	10150,9	95,8
Baixadas Litorâneas	8857,4	105,2	8939,0	106,1
Médio Paraíba	6965,1	96,2	6812,0	94,0
Metropolitana	7734,8	88,6	8309,9	95,1
Noroeste	6104,7	88,9	6404,4	94,0
Norte	3740,6	56,8	3533,4	52,9
Serrana	7202,1	103,3	6811,2	98,9

A Região da Ilha Grande apresenta este alto valor de erosividade provavelmente devido à proximidade do mar. Apesar dos valores de altitude serem baixos nos locais onde se encontram as estações, existem naquela região acidentes geográficos consideráveis, e a região é caracterizada pelo alto índice pluviométrico, sendo um dos mais altos do Estado, em torno de 2.500 mm anuais.

Nas Baixadas Litorâneas, percebe-se que os valores de altitude não são considerados tão altos, mas a maioria das estações se encontra numa posição geográfica próxima as serras, numa posição denominada barlavento, na qual recebem precipitações

maiores do que as localidades que se situam a sotavento, tornando o valor médio mais alto que na microrregião litorânea, caracterizando o efeito orográfico da região.

Ao contrário, as regiões Centro-Sul, Norte e Noroeste apresentam os menores valores de erosividade. Nessa região ocorrem menores variações no relevo, que em geral apresenta baixas altitudes. Outro fato ocorrente é que as massas de ar provenientes do sul do Estado descarregam grande parte da umidade nas regiões sul e serrana, quando ultrapassam os acidentes geográficos e quando chegam as regiões mais ao norte do estado, se encontram menos úmidas.

5. CONCLUSÕES

A maioria dos valores de erosividade obtidos para ambos os índices é classificada como médio a forte;

A distribuição mensal permite observar que os maiores valores de erosividade são encontrados nos meses de setembro a março para ambos os índices;

Não houve grandes diferenças entre os valores estimados quanto ao período analisado, apresentando de forma geral comportamento semelhante tanto na análise estatística quanto nas distribuições em classes de erosividade;

A utilização das equações geradas neste trabalho, como as obtidas na literatura, permitiu estimar índices de erosividade médios mensais para locais onde se dispunham apenas dados pluviométricos;

Os índices de erosividade EI_{30} e $KE > 25$ devem ser testados em parcelas de perdas de solo para fins de comparação e definir qual apresenta as melhores correlações de perdas de solo e ser mais representativo para as condições climáticas do Rio de Janeiro.

CAPÍTULO II

ANÁLISE DA VARIABILIDADE ESPACIAL DOS ÍNDICES DE EROSIVIDADE

RESUMO

O objetivo desse trabalho foi analisar a dependência espacial dos índices de erosividade no Estado do Rio de Janeiro e o efeito de diferentes conjuntos de dados na dependência espacial. Três diferentes conjuntos de dados foram utilizados, o primeiro com 36 valores, o segundo com 68 valores (36 calculados e 32 estimados) e o terceiro com 98 valores (36 calculados e 62 estimados). Não foi encontrada dependência espacial para o conjunto de dados com 36 valores. Utilizando 68 valores foi encontrada dependência espacial para ambos os índices (EI_{30} and $KE > 25$), entretanto o modelo de semivariograma com melhor ajuste foi obtido quando se utilizaram o conjunto de dados com 98 valores, sendo ajustado ao semivariograma experimental o modelo exponencial. Diferentes períodos para a estimativa de valores foram utilizados, entretanto não se encontraram grandes diferenças entre os semivariogramas. Não foi possível obter o semivariograma cruzado entre altitude e erosividade devido à baixa correlação entre os atributos.

ABSTRACT

The aim of this study was to analyze the spatial dependence of erosivity index in Rio de Janeiro State and the effect of different data density on the spatial dependence. Three different data set were used, the first with 36 calculated values, the second with 68 values (36 calculated and 32 estimated) and the third with 98 values (36 calculated and 62 estimated). Spatial dependence was not found for the 36 calculated data. When 68 values were used the spatial dependence was found for both indexes (EI_{30} and $KE > 25$). However, the best fit of semivariogram model was found when 98 data were used, and semivariogram models exponential were adjusted to the experimental data. Different periods of data were used to calculate the erosivity, but there was not a significant difference between semivariograms. Cross semivariance between erosivity and altitude was not found as a consequence of low correlation between these attributes.

1. INTRODUÇÃO

Os estudos de erosão contam hoje com modelos de predição que, associados às técnicas de geoprocessamento, possibilitam estimar as perdas de solo em locais não amostrados, facilitando a seleção de práticas e adoção de medidas pontuais para controle, planejamento ambiental e priorização das pesquisas. As análises das perdas de solo por erosão possibilitam a contextualização dos resultados obtidos em função do uso e ocupação das terras.

O gerenciamento de um recurso natural, objetivando seu uso, preservação ou recuperação, implica em uma etapa fundamental que consiste na caracterização e quantificação dos fenômenos espaciais subjacentes àquele recurso. O conhecimento que se tem desses fenômenos, a nível experimental, se dá através de amostragens ou observações, o que normalmente é limitado. Por outro lado, à natureza espacial dos fenômenos sobrepõe-se um aspecto aleatório ou de variabilidade resultante do conjunto de fatores desconhecidos que interferem na sua gênese. Portanto, a falta de informações e a variabilidade espacial do fenômeno constituem as razões da falta de conhecimento do comportamento espacial de determinado evento natural (SOARES, 2000).

Os fenômenos espaciais nas ciências da terra e do ambiente têm normalmente algumas especificidades próprias que os distinguem dos demais, sendo caracterizados pelo alto grau de incerteza e pela realização espacial única, o que significa basicamente a impossibilidade de repetição da amostra ou observação num determinado tempo e espaço. Talvez seja por isso que tenham sido deixados de lado, pois constituindo realizações únicas, não explicam outros processos correlacionados. Estes fenômenos apresentam-se freqüentemente com uma certa estruturação nas variações entre vizinhos, podendo-se dizer que as variações não são aleatórias e, portanto, apresentam determinado grau de dependência espacial. Quando uma determinada propriedade varia de um local para outro com algum grau de organização ou continuidade, expresso através da autocorrelação, a estatística clássica tem limitações quanto as suas aplicações e deve ser usada uma estatística denominada geoestatística (VIEIRA, 2000). A análise espacial de dados apresenta-se como uma alternativa ou como uma complementação da análise clássica dos dados, sendo que este tipo de análise considera as correlações entre as observações quando se fazem estimativas.

De acordo com CASTRIGNANÒ (1998), a geoestatística apresenta uma série de vantagens, desvantagens e limitações, sendo que suas estimativas não podem ser vistas como verdades absolutas. Ainda segundo CASTRIGNANÒ (1998), a idéia básica da geoestatística é imaginar uma continuidade espacial para um conjunto de dados de forma que se possa encontrar um modelo que represente o processo natural subjacente e assim usá-lo na interpolação, sendo essa sua vantagem em relação à outros métodos interpoladores que não levam em consideração a dependência espacial. A hipótese de continuidade espacial é uma reflexão de um processo e sua modelagem e interpretação irá depender da habilidade do pesquisador em entender quais as causas que determinam tal comportamento. Destaca que a modelagem requer conhecimento de outras áreas das ciências e os modelos escolhidos apresentam a vantagem de poder simular o processo natural. As desvantagens relacionadas são: a geoestatística não produz modelos físicos, apenas ferramentas para interpretação do fenômeno e não cria dados atualizados, apenas estima valores de acordo com a inferência estatística, dependendo apenas da experiência do pesquisador em tomar as decisões para a escolha do modelo, de forma que a habilidade dos dados em representar esse fenômeno deve ser testada. Assim, a análise

vale apenas para o conjunto de valores inicialmente analisados, sendo que o modelo ajustado talvez não seja interessante se houver a necessidade de se fazer nova amostragem. Se a quantidade de amostras não for suficiente para representação adequada do fenômeno espacial pode ser que o modelo ajustado não seja o representativo, ou seja, há erros embutidos. Assim, há a necessidade de promover maiores amostragens.

Do ponto de vista teórico, a geoestatística, tal como a maioria das ciências aplicadas não desenvolveu conceitos que possam ser considerados inovadores. A sua importância é observada sob o ponto de vista da inovação e originalidade, resultante do conjunto de modelos desenvolvidos para a solução de problemas relacionados com a caracterização dos fenômenos espaciais. Entretanto, é inquestionável que a aplicação dos modelos geoestatísticos tem obtido grandes êxitos para a solução de diferentes problemas na avaliação de fenômenos espaciais, e vem encontrando cada vez mais adeptos, o que foi a base fundamental para seu crescimento (SOARES, 2000).

Após o conhecimento da erosividade, através de dados meteorológicos pontuais, há a necessidade de que estas informações possam efetuar previsões de perda de solo em locais com ausência ou informações restritas de precipitação. Comumente, esta espacialização é feita através de métodos interpoladores que ignoram o efeito das elevações e consideram os dados de chuva de estações próximas, por exemplo, Polígonos de Thiessen e Inverso do Quadrado da Distância, podendo fazer estimativas não confiáveis.

WISCHMEIER & SMITH (1965) chamam de linhas de isoerosividades as linhas que ligam pontos de mesmo valor de índice de erosividade. Os valores do índice de erosividade de qualquer localidade podem ser tomados diretamente no mapa e os locais estudados entre tais linhas podem ter o seu fator determinado por interpolação linear.

Nas últimas décadas muitos trabalhos apresentam estudos sobre a variabilidade espacial das chuvas utilizando a geoestatística. A geoestatística funciona como uma complementação da análise clássica de dados, a qual tem como objetivo verificar a existência de dependência espacial entre os atributos avaliados, considerando as correlações entre as observações quando se fazem estimativas. O semivariograma é uma ferramenta da geoestatística que permite verificar e modelar a dependência espacial de uma variável. Caso a dependência não exista, outros métodos de interpolação que não utilizam esta propriedade podem ser aplicados. Uma vez comprovada a existência da dependência espacial, pode-se usar a krigagem como método interpolador, usufruindo de suas vantagens em relação aos métodos tradicionais, sendo considerado um ótimo interpolador. A krigagem é uma média móvel ponderada, sem tendência e com variância mínima, onde os parâmetros do modelo do semivariograma são utilizados nos pesos da ponderação.

Portanto, sabendo-se da importância do conhecimento da variável erosividade no contexto da conservação de solo e água, desenvolveu-se este capítulo com os seguintes objetivos:

- a) Verificar o comportamento espacial dos índices de erosividade calculados para 98 localidades; e
- b) gerar mapas de erosividades para o Estado do Rio de Janeiro por meio do método de interpolação denominado krigagem.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Histórico da Geoestatística

Em meados do século XX, a criação de uma metodologia para análise de dados denominada Estatística Clássica, proposta por FISHER (1956), teve grande aceitação por parte de várias áreas da ciência. Esta metodologia se utiliza de parâmetros como média, desvio padrão, homogeneidade da variância e distribuição normal para representação de um fenômeno. Para sua aplicação exige grande quantidade de amostras para se obter boa precisão, e baseia-se nas hipóteses de casualização e repetição, considerando que as variações de um local para outro são aleatórias. Entretanto, sabe-se que a distribuição normal não garante a independência entre as amostras, a qual pode ser verificada pela autocorrelação¹, sendo a principal razão, a desconsideração das distâncias entre amostras (VIEIRA, 1998). Vários trabalhos datados do início do século passado demonstram a preocupação com o esquema de amostragem levando em consideração as distâncias entre as amostras. Os trabalhos de SMITH (1910), MONTGOMERY (1913), ROBINSON & LLOYD (1915), WAYNICK (1918), PENDLETON (1919), WAYNICK & SHARP (1919), HARRIS (1920) são alguns exemplos que podem ser citados.

De acordo com SOARES (2000), a história da geoestatística é dividida em três fases que são condicionadas fundamentalmente pelas particularidades das diferentes áreas de aplicação e exigências de cada época. A primeira fase define os primeiros passos da geoestatística quando KRIGE (1951), na África do Sul, trabalhando com dados de mineração, concluiu que a variância dos dados possuía certa estruturação, e apenas esta não seria suficiente para a caracterização do fenômeno, sendo necessário também considerar as distâncias entre as amostras. MATHERON (1963, 1971) se baseou nas observações de Krige e desenvolveu uma teoria denominada Teoria das Variáveis Regionalizadas, a qual contempla os fundamentos da geoestatística. O mesmo autor define Variável Regionalizada como uma função espacial numérica, que varia de um local para o outro, com uma continuidade aparente e que não pode ser representada por uma função matemática simples. A característica principal das variáveis regionalizadas constitui-se na sua continuidade ou variabilidade espacial, cujo entendimento e modelagem representam a base de toda a análise geoestatística. A forma de avaliação desta continuidade está fundamentada nos princípios de regressão linear, empregados na estatística clássica para analisar a dependência entre duas variáveis.

Com o desenvolvimento da teoria das variáveis regionalizadas surge a segunda fase, quando nasceram os primeiros modelos para atenderem às exigências dos problemas ligados à geologia e a mineração. É nessa fase que surge, associada a um interpolador de mínimos quadrados, a noção de variograma como medidor da continuidade espacial, a noção de anisotropia espacial quando a continuidade varia em diferentes direções no espaço, a variabilidade à pequena escala (efeito pepita), o efeito suporte e a simulação de fenômenos espaciais. Era a fase chamada Geoestatística mineira, tendo este nome por estar sendo exclusivamente utilizada para este fim.

No final da década de 70 e início dos anos 80, surge um outro campo de atuação que marca a nova etapa da geoestatística. Nesta fase a ênfase se dá às ciências do ambiente, destacando-se variáveis tais como: qualidade de água, poluição do solo e ar.

¹ Autocorrelação: definida como sendo a razão entre a covariância dos valores assumidos pela variável Z, nas posições xi e xi+h e a variância da variável Z, em função da distância h.

Tal como na maioria das situações nas ciências aplicadas, os avanços nas pesquisas são diretamente proporcionais aos investimentos que se fazem na área. Em meados da década de 80, surge o terceiro grande avanço na área da geoestatística, desta vez ligada ao interesses do petróleo, que destinava grandes recursos à pesquisa. No Brasil, seguindo de certa forma o mesmo percurso dos países desenvolvidos, a geoestatística evoluiu do ambiente de mineração para tornar-se ferramenta de trabalho e pesquisa dos profissionais das ciências da natureza, estatística e informática (BRAGA, 1989).

De acordo com RIBEIRO JÚNIOR (1995) a geoestatística não se configura como um tipo diferente ou especial de estatística, mas sim como uma estatística que leva em consideração não só o valor obtido para uma variável, mas também sua posição expressa por um sistema de coordenadas. O valor tomado por uma variável localizada espacialmente por suas coordenadas pode ser predito por valores em posições vizinhas, que pareçam não ser estocasticamente independentes entre si. Assim a geoestatística é um método que utiliza procedimentos estatísticos aplicados a problemas onde os dados são espacialmente correlacionados.

MATHERON (1970) diz que a geoestatística resulta da reflexão sobre o caráter ambíguo da operação que consiste em interpretar em termos probabilistas um fenômeno natural único e parcialmente desconhecido. A função da geoestatística é a caracterização da distribuição das variáveis e a avaliação das medidas de incerteza, em que se toma por base a maior ou menor variabilidade do fenômeno espacial, a qualidade das amostras e o tipo de modelo escolhido.

A teoria fundamental da geoestatística é a esperança de que, na média, as amostras próximas sejam mais semelhantes entre si do que as que estiverem mais distantes (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989). Alguns métodos estimadores geoestatísticos da autocorrelação espacial são usados como ferramentas de continuidade espacial, como: o variograma ou semivariograma, o covariograma e o correlograma. Essas ferramentas são usadas para investigar a magnitude da correlação entre as amostras e sua similaridade ou não, com a distância, e que define os parâmetros para a aplicação da técnica de krigagem, que é segundo CRESSIE (1990) um método que permite prever pontualmente ou por intervalos, valores de um processo estocástico em localizações ou regiões não amostradas. Segundo NIELSEN et al. (1973), áreas aparentemente uniformes podem apresentar grande variação, seja qual for o parâmetro analisado. Conforme MACHADO (1994), se essa variação não for corretamente observada, o planejamento do manejo do solo, bem como a eficiência de projetos como: irrigação, drenagem, conservação do solo, além dos resultados de pesquisa, podem ser comprometidos.

Muitos trabalhos têm estudado a variabilidade espacial de propriedades do solo utilizando a geoestatística, dentre estes se destacam, VIEIRA (1997), que estudou a variabilidade espacial dos atributos físicos e químicos de um Latossolo Roxo em Campinas; BERTOLANI et al. (2000), que estudaram a variabilidade espacial da rugosidade superficial de solo medida com rugosímetros de agulhas e laser; BATISTA (2002), que estudou a variabilidade da umidade do solo em irrigação por gotejamento sob cultivo protegido.

Com relação a trabalhos que estudam variáveis relacionadas a chuvas, destacam-se os trabalhos de HOLAWÉ & DUTTER (1999) que avaliaram séries de precipitações de chuva na Áustria, e encontraram dependência espacial para épocas secas e chuvosas. GOMES (2001) estudou a variabilidade do percentil 75 das chuvas do Estado de São Paulo. E encontrou os modelos exponencial e esférico com melhores ajustes para essa variável. Ainda na tentativa de promover a cokrigagem entre as variáveis de chuva e altitude efetuou uma análise de correlação, entretanto não obteve bons resultados, uma

vez que não foi possível determinar relação entre intensidade máxima de chuva e altitude. GOMES (2001) Afirma que existem relações entre altitude e intensidade devido ao efeito orográfico, mas por causa do alto coeficiente de variação das variáveis estudadas, a provável causa foi a observação de chuvas intensas no período chuvoso em locais com baixa altitude, não foi possível obter essa dependência.

VIEIRA et al. (1991) promoveu o mapeamento da chuva máxima diária para o Estado de São Paulo, obtendo um mapa de isolinhas usando como método interpolador a krigagem. VIEIRA & LOMBARDI NETO (1995) estudaram a variabilidade espacial da erosividade das chuvas utilizando uma única equação para estimativa do índice EI₃₀ em várias localidades do Estado de São Paulo e encontraram o modelo esférico para o período mais chuvoso e médias anuais, e o exponencial para a época mais seca, possibilitando a geração de mapas de linhas isoerosivas.

2.2 Hipóteses Geoestatísticas

Os conceitos geoestatísticos são fundamentados em funções e variáveis aleatórias, sendo necessário entender que a realização de uma função é um valor numérico assumido por esta função dentro de uma determinada condição. Assim, um valor amostrado $Z(x_i)$, para qualquer posição dentro de uma determinada área é considerado uma realização da função que explica este fenômeno. Como um único conjunto de amostras é o que se conhece sobre a variável, e como não é possível analisar toda a população, este conjunto finito é que irá representar o fenômeno e considera-se que seja uma realização da função aleatória. Assim, para se estimar valores em locais não amostrados deve-se apresentar a restrição que a variável regionalizada seja estacionária estatisticamente. Uma variável é considerada estacionária quando os momentos estatísticos são constantes para qualquer vetor h , ou seja, implica em uma homogeneidade no comportamento da variável de acordo com a repetição do fenômeno no espaço. Por exemplo, dois locais amostrados distam entre si por uma distância h , e cada ponto apresenta um determinado valor Z (Z_1 e Z_2), sendo que a diferença entre os valores Z_1 e Z_2 é igual a m , assim para quaisquer pares de pontos distanciados pela mesma distância h deve apresentar, em média, o mesmo valor m . Essa seria a condição atendida para estacionaridade da média que é de ordem 1, mas se houver interesse em trabalhar com a variância, o raciocínio seria o mesmo. Se uma variável é estacionária para a ordem k , será também estacionária para as ordens inferiores, por exemplo, se é estacionária de ordem 3, também será de ordem 2 e 1. O número de momentos estatísticos constantes é que determina a ordem de estacionaridade, de forma que para estudos geoestatísticos exige-se restrição máxima de estacionaridade de ordem 2, ou seja, estacionaridade da variância e covariância. A existência de estacionaridade possibilita que um mesmo experimento seja repetido mesmo que a segunda amostragem seja feita em pontos diferentes em relação à primeira. Isso é possível porque todas as amostras pertencem a populações com mesmos momentos estatísticos. Segundo VIEIRA et al (1983) as funções que satisfazem as duas condições a seguir são consideradas estacionárias de segunda ordem.

Estacionaridade da média:

$$E\{Z(x+h)\} = E\{Z(x)\} = m \quad (4)$$

Isso significa dizer que a média deve ser independente da posição espacial, e não necessariamente ser um valor constante.

Estacionaridade para variância e covariância:

$$Cov(x_i, x_j) = Cov(x_i + h, x_j + h) = C(x_i, x_j) \quad (5)$$

Para funções aleatórias dessa natureza existem três hipóteses de estacionaridade, de forma que pelo menos uma delas deve ser aceita para que se possam utilizar ferramentas geoestatísticas.

Hipótese de estacionaridade de ordem 2 – uma função é considerada de ordem 2 se a esperança de um valor amostrado for igual a média e não depender da posição x_i ;

$$E\{Z(x_i)\} = m \quad (6)$$

e a função de covariância $C(h)$ deve existir e estar em função da distância h para quaisquer pares de valores de $Z(x_i)$ e $Z(x_i+h)$ dentro da área de amostragem. Esta hipótese indica a existência de variância finita para os valores amostrados. Entretanto, existem alguns fenômenos naturais que apresentam capacidade infinita de dispersão e assim não são aceitos. Por isso é considerada muito restritiva e de difícil aceitação.

Hipótese intrínseca - para contornar este problema é lançada a hipótese intrínseca que é menos restritiva e de mais fácil aceitação, pois requer estacionaridade de primeira ordem e o incremento $\{Z(x_i) - Z(x_i+h)\}$ deve apresentar variância finita, sem que haja necessariamente estacionaridade para a covariância. Dessa forma, de acordo com o que foi exposto para esta hipótese considera-se que a geração do semivariograma com a presença de patamar, que define a variância finita, determina a dependência espacial dos valores amostrados, sendo este o motivo pelo qual esta hipótese é a mais utilizada.

Hipótese de tendência ou krigagem universal - esta hipótese considera que a função aleatória Z_{x_i} , para qualquer posição é determinada por dois componentes:

$$Z(x_i) = m(x_i) + e(x_i) \quad (7)$$

onde $m(x_i)$ corresponde a um valor médio ou uma tendência principal e o $e(x_i)$ ao erro residual. A função é decomposta em todos os pontos e para cada um deles há a necessidade de se obter o valor de $m(x_i)$ e se trabalhar com o semivariograma dos resíduos. Se $m(x_i)$ é igual a uma constante, o semivariograma da variável Z_{x_i} será igual ao semivariograma dos resíduos, mas se ocorrer algum tipo de tendência, o semivariograma dos resíduos pode apresentar melhor definição dos parâmetros produzindo estimativas mais confiáveis no processo de krigagem (Guimarães, 2001). A desvantagem dessa hipótese é que existem muitos critérios subjetivos e apresentam muitos erros embutidos. Vieira (2000) alerta para a grande arbitrariedade envolvida nessas expressões.

2.3 O Semivariograma

Segundo ISAACS & SRIVASTAVA (1989), a dependência espacial é analisada pela expressão:

$$\hat{\gamma} = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x)_i - Z(x_i + h)]^2 \quad (8)$$

em que:

$\gamma(h)$ - é o valor da semivariância para a distância h ;

$Z(x_i)$ - é o valor amostrado na posição x_i ;

h - é a distância entre medições;

N - número de pares de valores analisados;

Essa expressão gera gráficos semelhantes ao exemplo na Figura 15. O semivariograma é representado pelo gráfico $\gamma(h)$ em função da distância (h). Por definição $\gamma(0)$ deve ser nulo, mas é comum, à medida que h tende à zero, $\gamma(h)$ se aproxima de um valor positivo denominado efeito pepita ou nugget effect (C_0). O efeito pepita corresponde ao ponto onde o semivariograma corta o eixo das ordenadas, mas frequentemente este parâmetro identifica um valor positivo na origem do semivariograma para distâncias menores que as de amostragem. Este ponto reflete as microestruturas não captadas pela menor escala da amostragem, erros de amostragem, de análises laboratoriais, etc. Esses valores podem ser devido a erros de amostragem, nas medições ou ainda microrregionalizações da variável em análise, entretanto é impossível distinguir os efeitos dos erros de medição e da variabilidade em uma escala inferior a amostrada (VIEIRA et al., 1983; VIEIRA, 1998).

Com o aumento da distância h , a semivariância $\gamma(h)$ frequentemente aumenta até uma determinada distância, onde se estabiliza e permanece constante, sendo este ponto denominado patamar, que é aproximadamente a soma do efeito pepita (C_0) e a variância espacial C . Este valor representa o nível de variabilidade onde o semivariograma se estabiliza, sendo este patamar teoricamente igual à variância estimada a priori (GOMES, 2001).

A distância na qual $\gamma(h)$ atinge o patamar é denominado alcance, que representa o limite de dependência espacial. É o ponto onde toda semivariância da amostra é de influência aleatória, correspondendo a variância total (s^2) obtida pela estatística clássica (TRANGMAR et al., 1985). Amostras separadas por distâncias menores que o alcance, são espacialmente dependentes, o que permite fazer interpolações, ou seja, o alcance define a distância máxima para a interpolação por krigagem.

Segundo GUERRA (1988), ocorrem três tipos de semivariogramas: observado ou experimental que é obtido a partir das amostras coletadas no campo; o verdadeiro ou real, que é desconhecido devido à impossibilidade de amostrar toda a população; e o teórico, usado como referência para o ajuste do modelo. Os modelos teóricos mais comuns são o esférico, o exponencial, o gaussiano e os lineares com e sem patamar.

O semivariograma teórico apresenta seguintes características:

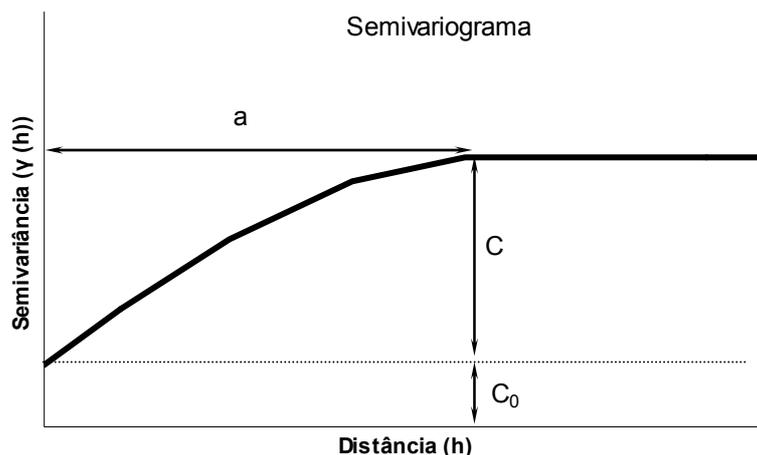


Figura 15. Modelo de semivariograma.

em que:

- $\gamma(h)$ - Semivariância;
- C_0 - Efeito Pepita;
- C - Semivariância Estrutural;
- $C+C_0$ - Patamar ou Soleira;
- a - Alcance.

Quando o efeito pepita (C_0) for aproximadamente igual ao patamar ($C+C_0$), denomina-se efeito pepita puro demonstrando que a amostra não recebe influência espacial (TRANGMAR et al., 1985).

De acordo com ZIMBACK (2001) o grau de dependência espacial do semivariograma pode ser expresso da seguinte maneira: se o índice de dependência espacial (*IDE*) for:

$$IDE = \frac{C}{C + C_0} 100 \quad (9)$$

- a) menor ou igual a 25% do patamar - apresenta dependência espacial fraca;
- b) entre 25 e 75 % - apresenta dependência espacial moderada;
- c) maior que 75% - apresenta forte dependência espacial;

Os semivariogramas expressam o comportamento espacial da variável regionalizada e mostram o tamanho da zona de influência em torno de uma amostra, a variação em diferentes direções, e também a continuidade da característica estudada em determinada área (LANDIM, 1998).

Segundo ROSSI et al. (1994), o variograma e outros parâmetros geoestatísticos de um modelo de função aleatória estacionária são constantes em um determinado espaço amostral e estimados das medidas verdadeiras. Sabendo-se que, o padrão espacial ocorre em uma pequena ou grande escala e tendo alguma idéia do tamanho desses padrões, irá se garantir sucesso dos instrumentos geoestatísticos que serão utilizados para fornecerem estimativas de locais não amostrados (interpolação).

Como auxiliar na descrição e representação de variáveis contínuas de atributos dos solos e paisagens, primeiramente a geoestatística foi utilizada para estudar uma única variável, posteriormente métodos geoestatísticos foram desenvolvidos para múltiplas variáveis e para quantificar variáveis correlacionadas, não conhecidas ou de difícil determinação (STEIN et al., 1988 e MCBRATNEY et al., 1991). No Brasil, o

emprego de amostragem regionalizada e de métodos geoestatísticos para solos ainda é muito pouco disseminado em comparação aos métodos convencionais de análises estatísticas.

Segundo CARTER (1995), a habilidade dos variogramas em separar a variância de amostras entre componentes espaciais e casuais permite avaliações aperfeiçoadas de espaçamento e quantidade de amostragem de solo, além do melhor visão da continuidade destas características.

Nem sempre é possível conhecer todos os valores da variável regionalizada em todos os pontos do espaço, muitas vezes são consideradas amostras tomadas em lugares específicos. Assim, são consideradas importantes, como apoio às variáveis regionalizadas, as características das amostras, quanto ao tamanho, forma, orientação e arranjo espacial, como mostrado por DAVIS (1986).

No uso do método de krigagem para estimativas de valores de uma variável regionalizável, deve-se observar o comportamento do gráfico nas vizinhanças da origem do sistema, pois isso caracteriza a continuidade da variável (GOMES, 2001). Os principais modelos teóricos de semivariogramas podem ser divididos em dois grupos: os com patamar e os sem patamar (VIEIRA et al., 1983).

- Modelos com patamar:

a) Modelo Linear;

$$\gamma(h) = C_0 + \frac{C_1}{a} \times h \quad 0 < h < a \quad (10)$$

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \quad h > a \quad (11)$$

b) Modelo Esférico;

É considerado um dos modelos mais comuns em geoestatística e é caracterizado por usar duas equações: uma na primeira parte do semivariograma que explica a semivariância para valores menores que o alcance e outra, que explica a parte constante do gráfico, onde os valores de $\gamma(h)$ param de crescer e são iguais ao patamar, que normalmente é coincidente com a variância $Z_{(x)}$.

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left[\frac{3}{2} \left(\frac{h}{a} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right] \quad 0 < h < a \quad (12)$$

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \quad h > a \quad (13)$$

c) Modelo Exponencial;

Neste modelo, o valor da amplitude a é a distância em que o modelo atinge 95% do patamar: $\gamma(a) = 0,95 C$, e utiliza apenas uma equação também em função de a e h .

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left[1 - e^{-3h/a} \right] \quad 0 < h < d \quad (14)$$

d) Modelo Gaussiano;

Este é um modelo considerado mais regular e contínuo em relação aos modelos anteriores, porque apresenta aumento mais lento de $\gamma(h)$ na origem. Tal como no modelo exponencial, a amplitude a é a distância para qual o modelo atinge 95% do patamar: $\gamma(a) = 0,95 C$.

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left[1 - e^{-3(h/a)^2} \right] \quad 0 < h < d \quad (15)$$

e) Modelo “Hole Effect”;

É considerado um dos modelos mais raros, é característico de dados que apresentam periodicidades. Não apresenta o patamar bem definido observando-se movimentos ondulatórios regulares de acordo com o aumento da distância.

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left[1 - \text{sen}(h/a)/(h/a) \right] \quad 0 < h < d \quad (16)$$

- Modelos sem patamar;

São os modelos com variância infinita à medida que se aumenta a distância, não sendo observado o patamar no gráfico do semivariograma. São fenômenos não-estacionários, para os quais não existe uma variância finita e a covariância não pode ser definida. O exemplo mais comum de modelo ajustável a estes semivariogramas é o potencial:

$$\gamma(h) = C + Ah^B \quad 0 < B < 2 \quad (17)$$

Os modelos utilizados têm por objetivo explicar o comportamento espacial da variável em questão. O comportamento do semivariograma representa, teoricamente, o que se espera dos dados de campo, ou seja, que amostras mais próximas sejam mais semelhantes que amostras mais distantes umas das outras.

A sensibilidade dos semivariogramas para detectar a variabilidade espacial das amostras, está diretamente ligada ao melhor ajuste dos dados experimentais ao modelo teórico do variograma. McBRATNEY & WEBSTER (1983 e 1986), ISAAKS & SRIVASTAVA (1988) descrevem sobre a escolha do modelo teórico e ajustes ao semivariograma experimental.

2.4 Anisotropia

É definida como a não homogeneidade das distribuições das variâncias em diferentes ângulos ou direções no espaço, podendo-se obter semivariogramas com características bem diferenciadas (ENGLUND & SPARKS, 1988). Quando o semivariograma é isotrópico, ou seja, unidirecional, apenas um é suficiente para descrever a variabilidade da variável. Quando analisamos uma variável espacial desejamos que ocorra isotropia, entretanto, a anisotropia pode ser utilizada para explicar muitos fenômenos, uma vez que na prática, nem sempre as variáveis são tomadas em malhas regulares, para estes casos não é possível, a princípio, encontrar pares de amostras suficientes com exatamente o mesmo espaçamento h para o cálculo em uma determinada direção.

Se a função de semivariância depender somente da distância entre os pontos, ou seja, depende exclusivamente da norma do vetor h que separa dois pontos, então a semivariância é dita isotrópica, mas se depender da distância e da direção do vetor é dito anisotrópico (OLIVEIRA (1991)).

Os modelos para tratamento de anisotropia são utilizados quando a hipótese lançada indica que há variação do alcance segundo uma direção preferencial. Um depósito mineral, por exemplo, pode estar disposto seguindo uma conformação

preferencial do terreno. Uma chuva pode ser influenciada por acidentes geográficos, pela direção da frente, a área de abrangência da nuvem, velocidade e direção dos ventos. Fatores que podem determinar locais preferencialmente com maiores ou menores valores de precipitação. Se o semivariograma utilizado para a interpolação não levar em consideração a anisotropia, pode estar ocorrendo estimativas errôneas à respeito do comportamento da variável, pois pode estar ocorrendo em direções preferenciais. Em geral, a precisão da interpolação ou o tipo de hipótese satisfeita não são afetados se ao invés de se preocupar com a escolha do método para transformação de anisotropia, limitar apenas a faixa de distância na qual se utiliza o semivariograma (VIEIRA et al., 1983; VIEIRA et al, 1998).

2.5 Krigagem

A krigagem é um método de interpolação para processos espaciais aleatórios, estima a ocorrência de um processo estocástico a partir de observações do mesmo em outros locais. O termo “Krigagem” foi usado por Matheron, em 1965, em homenagem ao Engenheiro de Minas Sul-Africano Daniel G. Krige, que primeiro interpretou esse método de interpolação. A diferença dos valores de uma variável depende somente da distância entre elas e identifica-se uma função que explica seu comportamento. A partir desta função pode-se gerar uma grade que atribuirá valores para toda a superfície (CRESSIE, 1993).

VIEIRA et al (1991) consideram que a melhor maneira de se obter estimativa de uma variável para locais não medidos que leva em conta a variabilidade espacial, é através desse método. Como os métodos tradicionais de interpolação de pontos (como a ponderação da distância inversa, a triangulação e a média das amostras locais), a krigagem pode fornecer a estimativa para um local específico. Frequentemente, os métodos tradicionais podem ser precisos, mas consomem muito mais tempo do que a krigagem (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989).

Os métodos de krigagem usam a dependência espacial entre amostras vizinhas, expressa pelo semivariograma, para estimar valores em qualquer posição dentro do campo, sem tendência e com variância mínima, ou seja, é um ótimo estimador. A correlação espacial entre observações vizinhas para predizer valores em locais não-amostrados é o aspecto fundamental que diferencia os interpoladores geoestatísticos dos demais.

Segundo ROSSI et al. (1994), existem três características da krigagem que a diferencia dos outros métodos interpoladores: a) pode fornecer uma estimativa maior ou menor do que os valores da amostra, sendo que os métodos tradicionais se restringem a faixa de variação das amostras. b) usa a distância e a geometria para estimativas entre as amostras. c) trabalha com a minimização da variância do erro, por meio do modelo ajustado que representa continuidade espacial da variável.

De acordo com VIEIRA et al (1983), o valor interpolado $Z_{(x_0)}$ de uma variável regionalizada Z , num local X_0 pode ser determinada por:

$$Z^*(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (18)$$

em que:

- $Z_{(x_0)}$ - valor estimado para local X_0 não amostrado;

- $Z_{(x_i)}$ - valor obtido por amostragem no campo;
- n - número de amostras vizinhas;
- λ_i - multiplicador de Lagrange, pesos aplicados em cada $Z(x_i)$,

Para que seja considerado um ótimo estimador, não pode apresentar tendenciosidade e a variância das estimativas deve ser mínima.

$$E\{Z^*_{(x_0)} - Z_{(x_0)}\} = 0 \quad (19)$$

$$VAR\{Z^*_{(x_0)} - Z_{(x_0)}\} = E\{[Z^*_{(x_0)} - Z_{(x_0)}]^2\} = \textit{mínima} \quad (20)$$

Para a distribuição da precipitação anual, CREUTIN & OBLED (1982) e TABIOS & SALAS (1985) compararam a Krigagem com muitas outras técnicas de interpolação, incluindo o método do inverso da distância, encontrando superioridade para a krigagem.

De acordo WEBSTER & OLIVIER (1990) a krigagem apresenta qualidades desejáveis para se fazer estimativas, por ser não tendenciosa, apresentar variância mínima e possibilitar que se conheça a variância da estimativa. Por isso é considerado um ótimo método interpolador.

TABIOS & SALAS (1985) utilizaram vários métodos interpoladores (polígonos de Thiessen, interpolação polinomial e inverso do quadrado da distância) para estimativa da variabilidade da precipitação média anual e encontraram melhores desempenhos quando utilizaram métodos geoestatísticos. Resultados semelhantes foram encontrados por ISAAKS & SRIVASTAVA (1989) que utilizaram os métodos da triangulação, o inverso do quadrado da distância e a krigagem, e WARRICK et al. (1988) que utilizaram os métodos da média aritmética, o inverso do quadrado da distância e a krigagem.

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Análise Geoestatística

As variáveis utilizadas foram os valores de altitude e os índices de erosividades médios mensais EI_{30} e $KE > 25$, obtidos para 98 localidades no Estado do Rio de Janeiro. Foram utilizados três conjuntos de dados: o primeiro com os 30 valores de erosividade calculados, outro conjunto com 62 valores, sendo que 36 são valores calculados e 26 estimados por meio de equações, e o último grupo com 98 valores, sendo 30 calculados e 62 estimados. Os valores estimados foram obtidos de duas formas: uma que utiliza a média da série histórica da estação pluviométrica, e outra que trabalha com a média dos anos em que a equação foi gerada. O objetivo foi analisar se as formas de cálculo das estimativas apresentam diferenças espaço-temporais e se há correlação entre os valores estimados que se refletem pela dependência espacial. As coordenadas geográficas foram transformadas em unidade do sistema de projeção de Lambert, e divididas por 1000 transformando em quilômetros (km), isso para possibilitar o uso das ferramentas geoestatísticas, uma vez que o pacote computacional utilizado faz exigências de unidades lineares. Utilizou-se o pacote computacional geoestatístico GEOSTAT criado por VIEIRA et al (1983) em linguagem FORTRAN, que é de domínio público. Este programa é uma ferramenta simples e prática que segue passo a passo toda análise geoestatística. A grande vantagem do uso deste programa se deve ao total controle dos parâmetros utilizados para análise e manipulação dos dados, o que não ocorre quando utilizam-se pacotes de programas computacionais convencionais. Todos os arquivos trabalhados com este programa devem ter oito caracteres e serem arquivos do tipo ASCII.

A dependência espacial para valores de altitude e erosividade das chuvas no Estado do Rio de Janeiro foi estimada de acordo com a metodologia descrita em VIEIRA & LOMBARDI NETO (1995), a qual utiliza a semivariância ($\gamma(h)$). Este parâmetro pode ser estimado pela seguinte equação:

$$\hat{\gamma} = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (21)$$

em que:

$\gamma(h)$ = semivariância;

$N(h)$ = número de pares de valores $[Z(x_i), Z(x_i + h)]$ separados por um vetor h ;

x_i = posição espacial da variável Z , no caso a erosividade.

O semivariograma é uma representação gráfica das semivariâncias ($\gamma(h)$) versus a distância entre os pontos (h). Após a obtenção do semivariograma experimental, foi ajustado um modelo teórico que melhor o representa. Neste programa é usada a ferramenta denominada “Jack Knifing” (Autovalidação) para os ajustes dos modelos. Este procedimento compara os modelos ajustados e indica o número ideal de vizinhos utilizados para cada estimativa. Consiste em, sucessivamente, “fazer de conta que o valor medido não existe”, estimando-o através do semivariograma ajustado considerando uma vizinhança escolhida. Esta ferramenta permite analisar se as hipóteses de estacionaridade estão corretas, se o modelo ajustado é bom, além de

determinar qual a vizinhança ideal para se fazer estimativas. Também foram analisados os semivariogramas direcionais com o objetivo de se detectar a ocorrência de anisotropia e o índice de dependência espacial (IDE).

Após isso foi executada a krigagem utilizando os parâmetros encontrados no gráfico do semivariograma (alcance, efeito pepita e a semivariância estrutural) obtidos em função dos melhores modelos ajustados. Se a função do semivariograma $\gamma(h)$ apresentar dependência espacial em relação à distância, então existe correlação, desta forma pode-se usar a função ajustada para estimativa de valores em locais não amostrados por meio do método interpolador denominado krigagem. A estimativa de um valor para determinada posição geográfica pode ser:

$$Z^*(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (22)$$

em que:

- $Z_{(x_0)}$ - valor estimado para local x_0 não amostrado;
- $Z_{(x_i)}$ - valor amostrado;
- n - número de amostras vizinhas utilizadas nas estimativas;
- λ_i – multiplicador de Lagrange, são os pesos aplicados em cada $Z(x_i)$,

Com os dados de altitude das estações promoveu-se uma análise na tentativa de se encontrar dependência espacial para esta variável, e a avaliação da correlação desta com os índices de erosividade. Os mapas de isolinhas de erosividade do Estado do Rio de Janeiro (resultado da krigagem) foram obtidos com a utilização do software SURFER 7.02 (GOLDEN SOFTWARE, 2000).

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Semivariogramas Experimentais

Em uma análise prévia, avaliou-se o número de estações e suas respectivas localizações dentro da malha estadual, e concluiu-se que, em termos de qualidade, as informações foram adequadas para o estudo proposto, uma vez que as falhas de registro encontradas não tiveram grande influência na confiabilidade dos dados. Porém, em termos de quantidade, a distribuição das estações interferiu na representatividade dos resultados.

Na Tabela 18 é observada a análise estatística dos conjuntos de dados trabalhados, mesmo não sendo um dos objetivos deste trabalho, esta pode ser utilizada como ferramenta auxiliar para explicação do comportamento da variável analisada. Os valores médios obtidos para os diferentes conjuntos de dados se apresentam muito semelhantes entre si, sendo que para o EI_{30} os maiores valores são observados para os conjuntos com menor número de observações (36), enquanto que para o $KE > 25$, as variações em torno da média foram muito pequenas. A mediana apresentou valores aproximadamente iguais para todos os conjuntos e os valores do coeficiente de variação ficaram entre 0,35 a 0,45, de forma que os menores valores são encontrados nos conjuntos com 36 valores, e com o aumento do número de dados esses valores aumentam mas as diferenças entre os índices dentro de um mesmo conjunto se tornam menos discrepantes.

Os valores das médias e medianas podem indicar se a distribuição da variável apresenta normalidade. Quanto mais próximos forem esses valores, existe forte indicativo que há normalidade, ao contrário, caso houver muitas diferenças, não há normalidade. Os valores de assimetria também podem inferir essa informação, sendo que se forem maiores ou iguais a 0,5, há fortes indícios que a distribuição não seja normal, entretanto como já foi dito antes, isso não pode ser usado como regra.

Tabela 18. Análise estatística dos conjuntos de dados analisados para os índices EI₃₀ e KE>25.

	Valores Calculados		Período das equações				Série Histórica			
	EI ₃₀	KE>25	EI ₃₀	KE>25	EI ₃₀	KE>25	EI ₃₀	KE>25	EI ₃₀	KE>25
N	36	36	68	68	93	93	68	68	98	98
Mínimo	3441,2	42,1	2167,6	37,5	2167,6	37,5	2252,5	38,9	2252,5	38,9
Mediana	6367,9	86,8	6248,3	86,5	6136,6	88,5	6248,3	85,5	6233,1	88,5
Máximo	15806,0	171,8	15806,0	205,1	15806,0	205,1	15806,0	205,3	15806,0	205,3
Média	7364,8	90,0	7127,4	89,9	6949,0	90,6	7244,4	91,3	7043,0	91,5
Curtose	1,83	0,82	0,19	0,65	0,27	0,50	0,15	0,53	0,32	0,70
Assimetria	1,43	0,94	0,86	0,94	0,90	0,85	0,94	0,95	0,95	0,89
Variância	8,72E+06	965,76	1,03E+07	1504,17	9,61E+06	1440,62	1,01E+07	1468,96	9,28E+06	1391,45
C.V.	0,40	0,35	0,45	0,43	0,45	0,42	0,44	0,42	0,43	0,41

Com os índices de erosividade calculados e os valores de altitude para cada localidade foi possível realizar os ensaios geoestatísticos. Os resultados mostram que não houve dependência espacial para ambos os índices analisados, quando utilizados o conjunto de dados com 36 valores (Figuras 16a e 16b). Provavelmente, devido à baixa densidade de amostragem, má distribuição, grandes distâncias entre os pontos amostrados e a grande variabilidade dos valores encontrados, o que requer conjuntos de valores com maior densidade de amostragem e melhor distribuição pelo Estado. As Figuras 16a e 16b mostram esse comportamento aleatório para os índices de erosividade analisados, pois não existe aumento gradual da semivariâncias até uma determinada distância, onde o valor se estabilizaria (patamar). Os gráficos encontrados são denominados “efeito pepita puro”, e como não há dependência espacial, a estatística clássica pode ser utilizada para explicar o comportamento dessas variáveis.

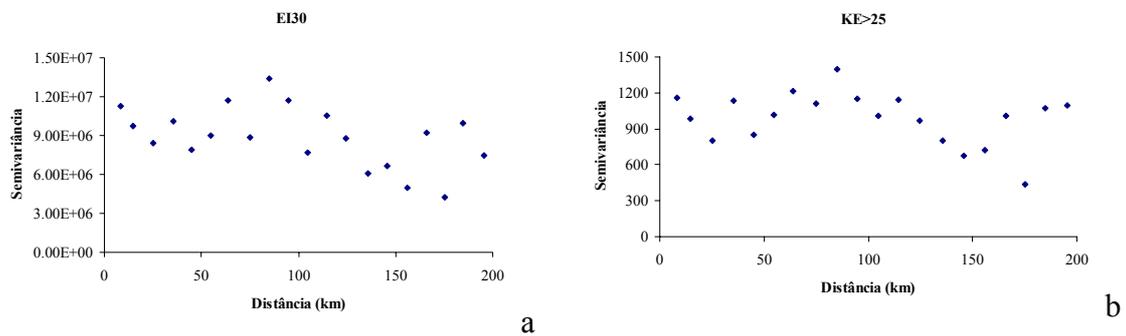


Figura 16. Semivariograma com “efeito pepita puro” para 36 estações pluviográficas.

Com o aumento do número de valores para 68, a densidade de amostragem apesar de ainda não ser satisfatória, contemplou todas as regiões do Estado de forma mais homogênea que o primeiro conjunto de dados. Foi obtido semivariogramas classificado como esférico para as condições analisadas, tanto para os índices de erosividade quanto para as médias utilizadas nas estimativas (Figuras 17 e 18). Avaliando o IDE, proposto por CAMBARDELLA et al. (1994), observa-se que o índice EI_{30} (Figura 17a), estimado a partir de valores médios no período das equações, apresentou dependência espacial média (IDE de 35%). O índice $KE>25$ apresentou IDE maior (64%), também considerado médio, porém com alcance menor e maior índice de correlação (Figura 17b). O maior IDE para o índice $KE>25$, implica que para este, os dados apresentam comportamento menos errático a pequenas distâncias, o que pode ser consequência das diferenças nos procedimentos de cálculo deste índice em comparação ao EI_{30} . No cálculo do $KE>25$ considera-se apenas os seguimentos de chuva com intensidades superiores a 25 mm h^{-1} , enquanto que para o EI_{30} considera-se todos os segmentos de chuva, multiplicado pelo I_{30} . Desta forma, o EI_{30} apresenta comportamento mais errático, provavelmente por englobar em seu cálculo segmentos com maior amplitude de variação de intensidade de chuva.

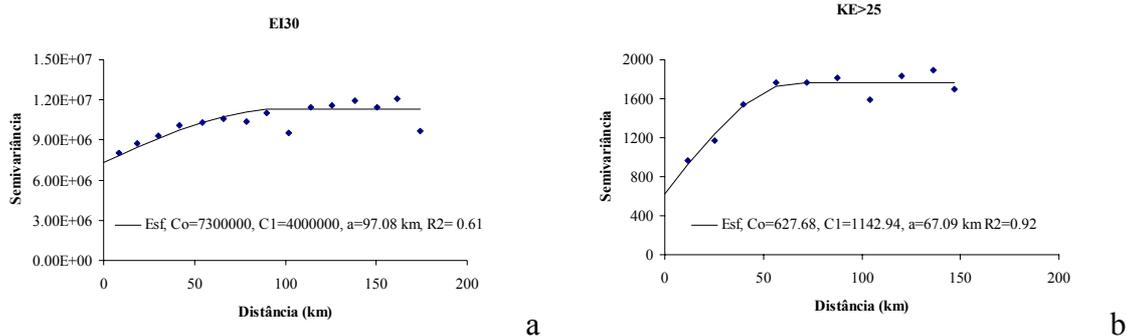


Figura 17. Modelos obtidos para 68 estações com valores estimados no período das equações.

Trabalhando-se com a média das séries históricas, os modelos encontrados apresentaram resultados semelhantes aos modelos que levam em consideração o período da equação. Os valores de efeito pepita são iguais, observando-se diferenças nos valores de alcance para o EI₃₀, enquanto que o KE>25 apresenta apenas menor valor para o coeficiente de correlação (0,84), sendo mantidos constantes os outros parâmetros (Figura 18a e 18b).

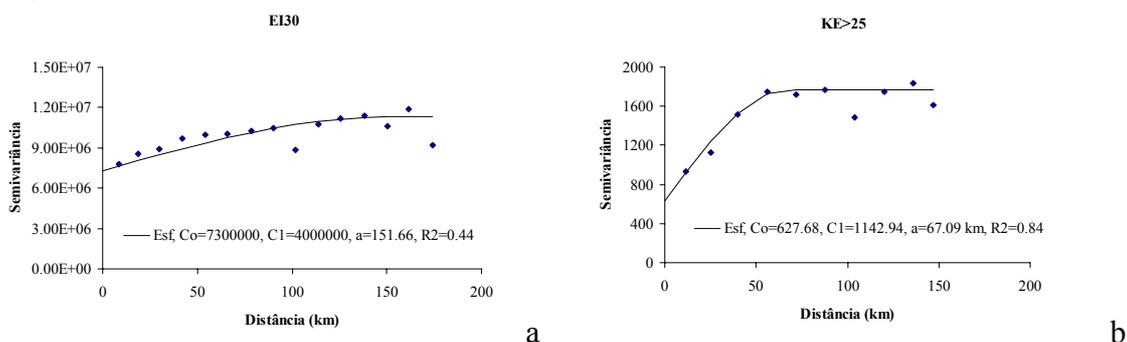


Figura 18. Modelo esférico para 68 estações com valores estimados a partir das médias das séries históricas

Esse fato talvez ocorra devido à grandeza da variável analisada uma vez que pequenos ajustes no modelo do semivariograma não interferiram nos parâmetros encontrados. Dessa forma, considera-se que sejam questões de arredondamento, uma vez que os conjuntos de valores são bastante semelhantes. Deve-se lembrar também que no conjunto de dados com 68 valores, os primeiro 36 (valores calculados) se repetem, e dessa forma, apenas os demais 32 valores variam de acordo com a série de dados utilizada (histórica ou período da equação).

As Figuras 19a e 19b mostram os modelos ajustados para a base de dados com 93 valores, calculados no período das equações. Observa-se que o aumento do número de dados promoveu mudança de modelo teórico de semivariograma e sensíveis melhorias nos ajustes. Esta melhoria pode ser constatada tanto pela elevação do IDE dos índices EI₃₀ e KE>25 (IDE de 100%), como pela elevação dos coeficientes de determinação. Por outro lado, ao se comparar os alcances dos semivariogramas deste conjunto de dados com os de 68 valores, observa-se redução na distância máxima de correlação espacial. Talvez esta diminuição do alcance, associado ao aumento do número de dados, seja consequência do processo de estimativa da erosividade, o qual é feito a partir de equações obtidas em locais diferentes do local a ser estimado. Ao

escolher a equação de uma determinada estação meteorológica para estimar a erosividade de outras que tenham somente dados pluviométricos, dentro de uma determinada distância, pode-se estar induzindo uma dependência espacial diferente da realidade.

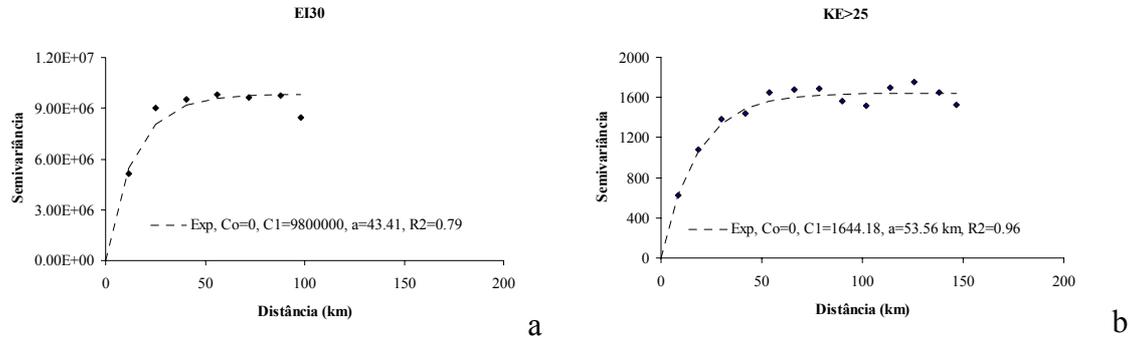


Figura 19. Modelos exponenciais ajustados para 93 valores de erosividade estimados com as médias do período da equação.

Para o conjunto de dados obtidos em função da média das séries históricas, também foi possível ajustar o mesmo modelo exponencial, mas nesse caso observou-se a elevação do efeito pepita e uma pequena diminuição do coeficiente de determinação, este último mais expressivo para o índice EI_{30} (Figura 20a e 20b). Outra diferença observada foi o aumento do alcance dos índices EI_{30} e $KE>25$, quando se usa a série histórica. O aumento do efeito pepita e a diminuição do coeficiente de determinação, quando se adota a série histórica, é esperado uma vez que a equação utilizada para estimativa foi criada com base em um período menor em relação à série histórica.

Com relação ao alcance, constata-se que, tanto comparando séries de dados (equação x histórica) como conjunto de dados (68 x 98), observa-se grandes flutuações. Esse comportamento somente reforça que a introdução de estimativas na base de dados (seja por adequações espaciais e/ou temporais), induz alterações nos parâmetros dos modelos dos semivariogramas, os quais somente podem ser validados se houver aumento do número de dados calculados com base em pluviogramas (Figuras 20a e 20b).

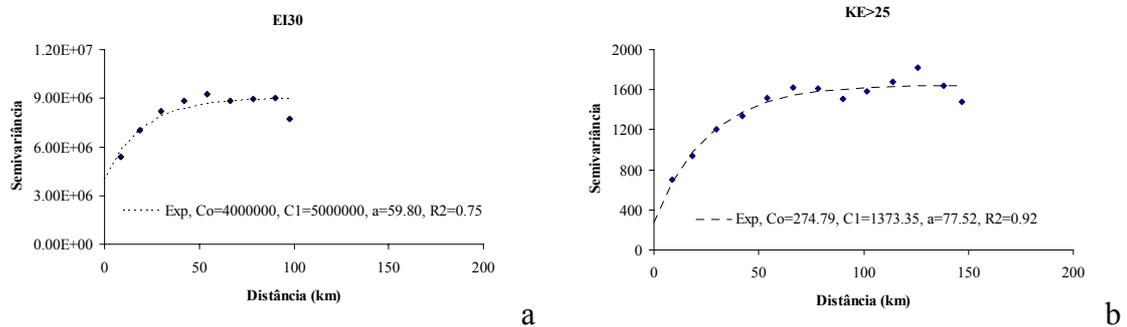


Figura 20. Modelos ajustados para conjunto de dados com 98 valores de erosividade estimados a partir das médias da série histórica.

É possível observar que os modelos ajustados para ambas as condições de estimativas de valores apresentaram melhores correlações com o aumento do número de amostras. O índice $KE>25$ apresentou melhores correlações para menores valores de

amostragem em relação ao EI_{30} , como também menores valores para alcance indicando dependência espacial para pequenas distâncias.

HENRÍQUEZ & VILORIA (1999) estudaram o número de amostras necessárias para a aumentar a confiabilidade das estimativas de semivariogramas em propriedades de solos (textura, pH, matéria orgânica). Analisaram quatro conjuntos de amostras (33, 66, 89 e 122 amostras) coletados em espaçamentos diferenciados em uma mesma área e concluíram que para a variável analisada o conjunto com 66 observações era suficiente para a obtenção de semivariogramas confiáveis. Observaram também que com o aumento do número de observações se diminui o efeito pepita e conseqüentemente aumenta-se a precisão das estimativas dos semivariogramas.

Os altos valores de C_0 obtidos nos semivariogramas com 36 e 68 valores, a princípio devido à natureza da variável, têm como principal causa o grid de amostragem, devido principalmente às distâncias e densidade de amostragem, este último bem diferenciado nas diferentes regiões do estado. É observado que quanto maior a densidade de amostragem, maior foi o IDE, ou seja, maior correlação espacial. Entretanto, as menores densidades de amostragem determinam maiores incertezas nos valores abaixo das distâncias de amostragens, gerando maiores erros nas estimativas dos valores dos modelos ajustados.

ISAAKS & SRIVASTAVA (1989) apresentam resultados demonstrando que os modelos com altos valores de efeito pepita geram pesos mais similares quando promovida a krigagem ordinária. Nesse mesmo caso observam-se altos valores de variância para as estimativas. O incremento do efeito pepita torna a estimativa dos valores a uma tendência mais próxima, como uma simples média. Dessa forma, se o semivariograma encontrado apresentar efeito pepita puro, não haverá amostra melhor que outra para se fazerem estimativas, ou seja, não haverá diferença entre os pesos das amostras.

Como os melhores ajustes dos modelos encontrados para a variável erosividade se deram quando se trabalhou os conjuntos de valores com 98 pontos amostrados, foi definido que apenas esses modelos seriam analisados deste ponto em diante. Os modelos ajustados foram avaliados pela técnica denominada “Jack Knifing”. Os resultados mostram que apesar do modelo esférico apresentar visualmente melhores parâmetros de ajuste, o modelo exponencial apresentou os melhores parâmetros pelo “Jack Knifing”, garantindo assim que este modelo promove as melhores estimativas em relação ao modelo esférico. Os parâmetros obtidos na avaliação dos modelos pelo “Jack Knifing” podem ser observados no Anexo V.

Quando compara-se os modelos teóricos encontrados, percebe-se que para pequenas distâncias, os valores estimados pelos modelos ajustados apresentam grandes variabilidades, e com o aumento das distâncias, as variações entre os modelos diminuem gradativamente.

O modelo exponencial descreve um processo aleatório que é mais errático para distâncias curtas quando relacionado ao modelo esférico. Caso o conjunto amostrado seja pequeno, há dificuldades para obtenção de um modelo que melhor explique o fenômeno, pois necessita de uma quantidade de pares de valores adequada para sua definição. Essa mudança de modelo teórico de semivariograma indica alterações no comportamento da variável para pequenas distâncias. Os dois modelos obtidos, esférico para o conjunto com 68 valores e exponencial para 98 valores, para ambas as condições de estimativa e índice de erosividade analisados, são caracterizados por gerarem estimativas mais erráticas para pequenas distâncias, observado o comportamento acentuado da semivariância na parte inicial do gráfico do semivariograma. Entretanto, essa alteração de modelo teórico determina mudanças ainda maiores para as mesmas

distâncias analisadas. Mas com o aumento das distâncias de amostragens, observa-se que há uma melhor adequação do modelo exponencial em relação ao modelo esférico.

4.1 Relações entre Altitude e Índices de Erosividade

Foram analisados os valores de altitude com o intuito de se obter correlações entre esta variável e índices de erosividade. Os valores de altitude foram sujeitos à análise de normalidade pelo teste de Lilliefors, conforme Tabela 19, concluindo-se que a distribuição não é normal ao nível de 5% de significância. Observa-se que os valores analisados apresentam coeficiente de variação (CV) muito alto (100%). Em princípio, essa grande variação no relevo tem grande influência na distribuição das chuvas e no tipo de chuva para cada região, o que afeta diretamente os valores dos índices de erosividade.

Tabela 19. Análise descritiva dos valores de altimetria.

	Altitude
N	95
Mínimo	0
Mediana	360,00
Máximo	1980,00
Média	383,28
Curtose	2,82
Assimetria	1,42
C.V.	1,00
Variância	1,455E+05
Desvio Padrão	381,49
D_{tab}	1,535
D_{cal}	< 0,0001
Alpha	0,05

Os valores de altitude das referidas localidades também foram analisados seguindo os mesmos critérios dos conjuntos de dados de erosividade. Quando analisados os semivariogramas obtidos para a altitude observa-se claramente que o aumento do número de amostras acarretou melhorias nos parâmetros de ajuste (Figura 21). Observa-se que com 68 valores já se obteve um modelo de semivariograma ajustado, e com 98 valores obteve-se outro modelo esférico com melhores parâmetros que os anteriores. Com o aumento para 584 valores observou-se aumento significativo do alcance e do coeficiente de correlação. Entretanto, isso talvez pudesse indicar que talvez não houvesse necessidade de aumento exagerado do número de amostras, porque o modelo com 98 valores já apresentou dependência espacial, à exemplo do trabalho de HENRÍQUEZ & VILORIA (1999), mas o modelo ajustado para 584 amostras explica de forma mais representativa o comportamento dessa variável, pois são valores realmente observados.

O conjunto de valores com 584 amostras foi utilizado para mostrar a influência da densidade de amostragem sob os parâmetros dos semivariogramas. Sabe-se que grandes quantidades de amostras podem não ser representativas, por terem diferenças de densidades de amostragem e má distribuição pela área analisada, e assim não representar devidamente o fenômeno estudado. Entretanto, é importante lembrar que o número de amostras também está diretamente ligado aos custos para sua obtenção.

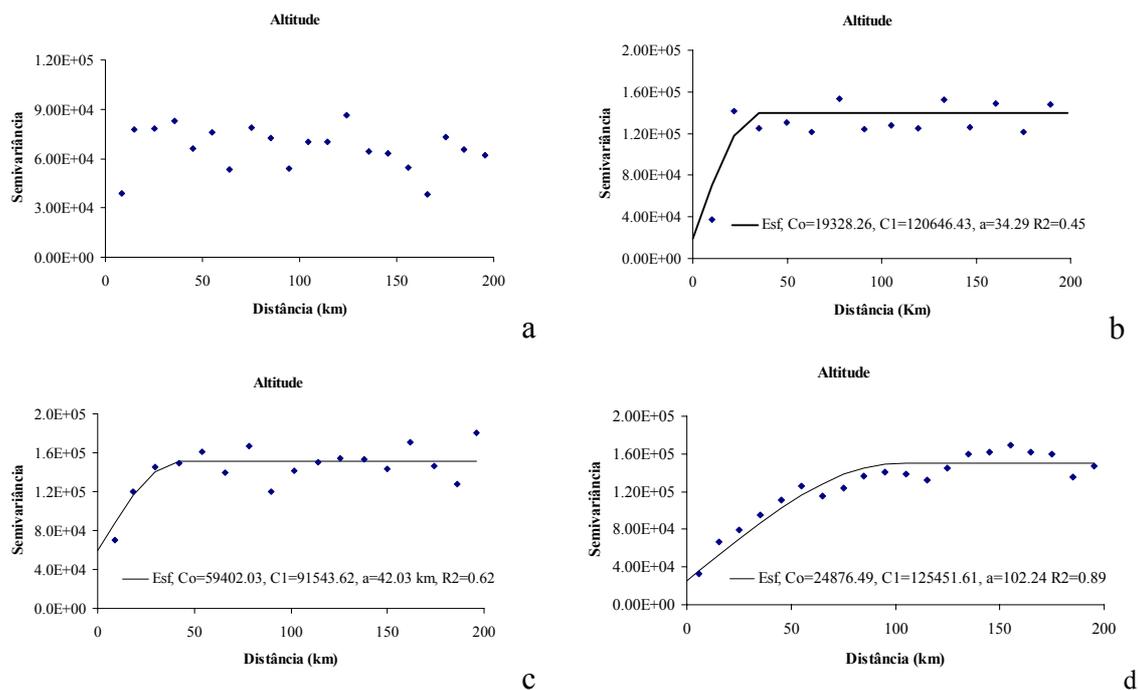


Figura 21. Modelos de semivariogramas ajustados para 36, 68, 98 e 584 valores de altitude.

Foi visto que há dependência espacial para o conjunto de dados de altitude, mas não se encontrou correlação entre valores de altitude e erosividade. Conforme Tabela 20, não se obteve correlações entre os valores erosividade e altitude, o que não possibilitou o uso da ferramenta geoestatística denominada cokrigagem para a estimativa dos valores de erosividade em função dos valores de altitude. O mesmo foi observado por VIEIRA et al (1991) que não encontraram correlação entre altitude e chuvas máximas diárias, concluindo que os fatores que influenciam essa variável independem do relevo. Entretanto, observaram que as chuvas máximas diárias apresentam boa correlação para os períodos de retorno analisados, ou seja, apresentam correlação temporal. Esse fato talvez possa explicar a causa das melhores correlações obtidas pelos modelos nos quais se trabalharam com as médias pluviométricas obtidas no período das equações.

SOARES (2000) apresenta um exemplo onde obteve coeficiente de correlação entre altitude (MDE) e dados pluviométricos de totais anuais de 0,79. E relata a importância da estimativa de valores por meio da cokrigagem, quando a variável secundária apresenta maior número de amostras em relação à principal. Pois sabe-se que as relações entre chuvas e altitude existem, comprovado pela ocorrência de chuvas orográficas, entretanto, existem variações locais, de forma que para locais próximos a quantidade de chuva precipitada pode ser muito diferente, como nas regiões próximas a estação de Andorinhas (barlavento) e na encosta oposta da Serra do Mar (sotavento). Além disso, existem as diferenças temporais, observadas pelas alternâncias nos padrões de chuvas com o decorrer do ano, podendo ocorrer chuvas convectivas durante o inverno, que podem apresentar comportamento semelhante à chuvas frontais que incidem em áreas menos montanhosas no período do verão. No entanto, não foi possível utilizar a ferramenta geoestatística cokrigagem para a estimativa de erosividade em função dos valores de altimetria. Para casos específicos como é indica o uso da técnica chamada cokrigagem colocalizada.

Tabela 20. Matriz de correlação entre altitude e índices de erosividade.

	Altitude	EI₃₀	KE>25
Altitude	1	0,179	0,291
EI₃₀	0,179	1	0,930
KE>25	0,291	0,930	1

A altitude tem participação efetiva nesses fatores, podendo-se afirmar que a utilização de uma única equação para estimativa de erosividade para todo o Estado do Rio de Janeiro é um equívoco. Pode-se observar valores de erosividade semelhantes à regiões que apresentam altos índices médios anuais, como é o caso de Andorinhas e Posto Garrafão que são semelhantes aos valores observados em Manaus. O mesmo pode ser observado para localidades que apresentam menores valores de erosividade, por exemplo, na Região Norte do Estado, o município de Campos dos Goytacazes apresenta valores de erosividade semelhantes à região do Cerrado Brasileiro. Essas diferenças regionais em localidades relativamente próximas ocorrem e não podem ser ignoradas, correndo-se o risco de estimar valores não confiáveis para localidades de grande importância agrícola e econômica, podendo ser citada como exemplo a Região Serrana do estado.

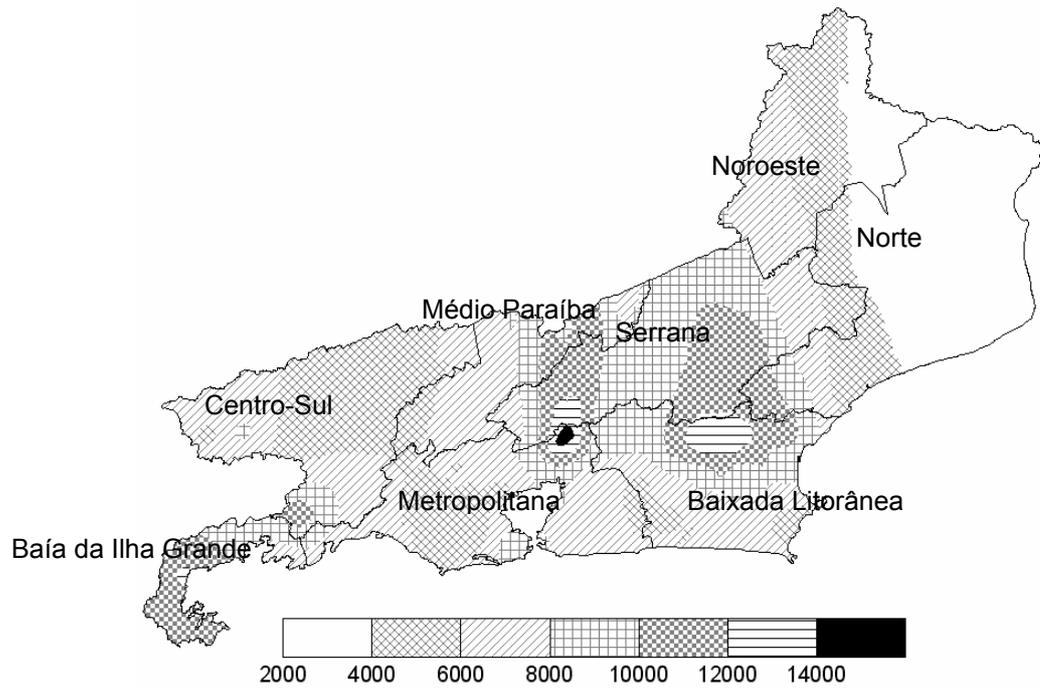
4.2 Mapas de Erosividade

Os mapas de erosividade obtidos por krigagem foram gerados em um grid de 0,2 X 0,2 km (Figuras 22a, 22b, 23a e 23b). Conforme análise dos valores de erosividade obtidos no primeiro capítulo, para ambos os índices, os maiores valores são observados nas regiões Serrana e Baía da Ilha Grande, enquanto que os menores são observados nas regiões Norte e Noroeste. A Região das Baixadas Litorâneas é a que apresentou as maiores variações, pois se mostram baixos no litoral, próximo à região de Arraial do Cabo, e à medida que se direciona para o interior se observa um aumento gradativo até chegar aos maiores valores, já nas proximidades da Região Serrana.

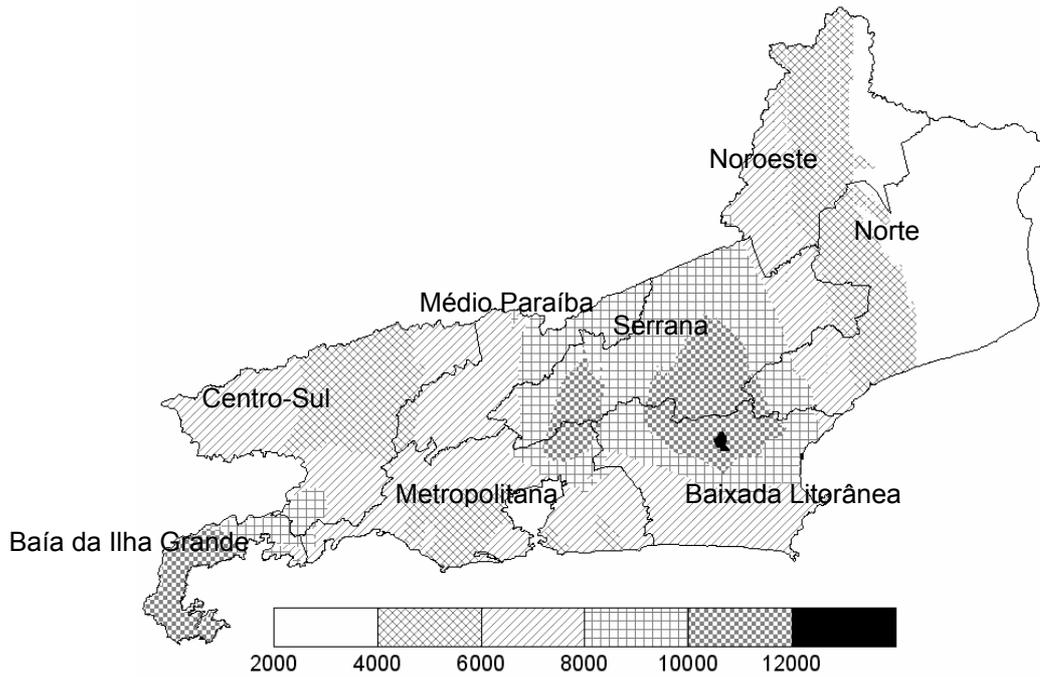
Nas Tabelas 21 e 22 são observados os valores percentuais das classes de erosividade das áreas correspondentes a cada região geográfica do Estado do Rio de Janeiro. Observa-se que as classes de erosividade para ambas as formas de estimativas de um mesmo índice são similares, pois os intervalos de classe tendem se manter quando se analisa uma mesma região. Quando relacionadas as formas utilizadas para estimativas de erosividade, os valores estimados em função das séries históricas, de modo geral, são maiores que os obtidos pelo período das equações, e o número de classes observado para esta condição é, na maioria das regiões, menor que a primeira condição. Por isso os valores estimados em função das séries históricas tendem a ser superestimados. Também é observado que pequenas áreas que correspondem à altos valores de erosividade estimados no período das equações são incorporadas à classes com menores valores quando analisadas as médias das séries históricas.

Deve-se também levar em consideração que o número de dados para os conjuntos analisados são diferentes, apesar do conjunto estimado pela média da série histórica apresentar 98 dados, o conjunto de dados estimados a partir da média do período das equações com 93 valores apresentou melhores estimativas de krigagem. Este fato está relacionado às componentes erráticas dos modelos de semivariogramas obtidos, pois as séries históricas apresentam os modelos com efeito pepita sempre maiores. Isto pode se observado nas Tabelas 23 e 24, que trazem as proporções dos

intervalos de classe de variância de krigagem para as diferentes regiões do Estado. Pode-se observar que as classes de variâncias de krigagem obtidas para os conjuntos de dados estimados a partir das médias das séries históricas sempre apresentam valores médios a altos, enquanto que as classes de variância obtidos a partir do período das equações se distribuem em todas as classes, sendo que a soma das porcentagem dos valores até o terceiro nível dos menores intervalos de classe correspondem a mais de 50% da área para todas as variáveis analisadas. Este fato demonstra o melhor desempenho dos modelos obtidos em função das médias no período das equações. É provável que este procedimento diminua a influência temporal das variáveis pluviométricas utilizadas para as estimativas, pois seria mais um componente errático que interfere nos valores das variâncias de krigagem.



(a)



(b)

Figura 22. Mapas de erosividade obtidos para o índice EI_{30} . As letras a e b indicam a média pluviométrica utilizada: (a) média do período das equações, (b) média das séries históricas.

Tabela 21. Valores percentuais das classes de erosividade (EI_{30}) para cada região geográfica do Estado do Rio de Janeiro.

EI_{30} estimado pela média do período das equações								
Intervalo	Baía da Ilha Grande	Centro-Sul	Médio Paraíba	Serrana	Noroeste	Norte	Metropolitana	Baixada Litorânea
2000-4000	-	-	-	0,04	28,14	72,48	-	-
4000-6000	-	53,00	12,84	5,69	34,70	16,24	30,31	9,83
6000-8000	8,99	39,23	55,86	14,39	36,57	4,86	52,59	34,63
8000-10000	30,11	5,73	20,14	44,10	0,59	3,05	11,09	32,03
10000-12000	58,89	2,05	11,15	33,18	-	3,37	3,06	15,12
12000-14000	2,01	-	-	2,59	-	-	2,07	8,38
14000-16000	-	-	-	-	-	-	0,88	-
Soma	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

EI_{30} estimado pela média das séries históricas								
Intervalo	Baía da Ilha Grande	Centro-Sul	Médio Paraíba	Serrana	Noroeste	Norte	Metropolitana	Baixada Litorânea
2000-4000	-	-	-	-	25,83	62,19	-	-
4000-6000	-	41,00	5,38	5,12	45,93	23,31	25,01	-
6000-8000	3,48	54,24	58,51	15,25	27,68	8,49	60,64	43,27
8000-10000	29,18	4,76	36,11	52,30	0,57	4,76	8,95	34,76
10000-12000	67,33	-	-	27,33	-	1,26	5,41	21,22
12000-14000	-	-	-	-	-	-	-	0,75
14000-16000	-	-	-	-	-	-	-	-
Soma	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

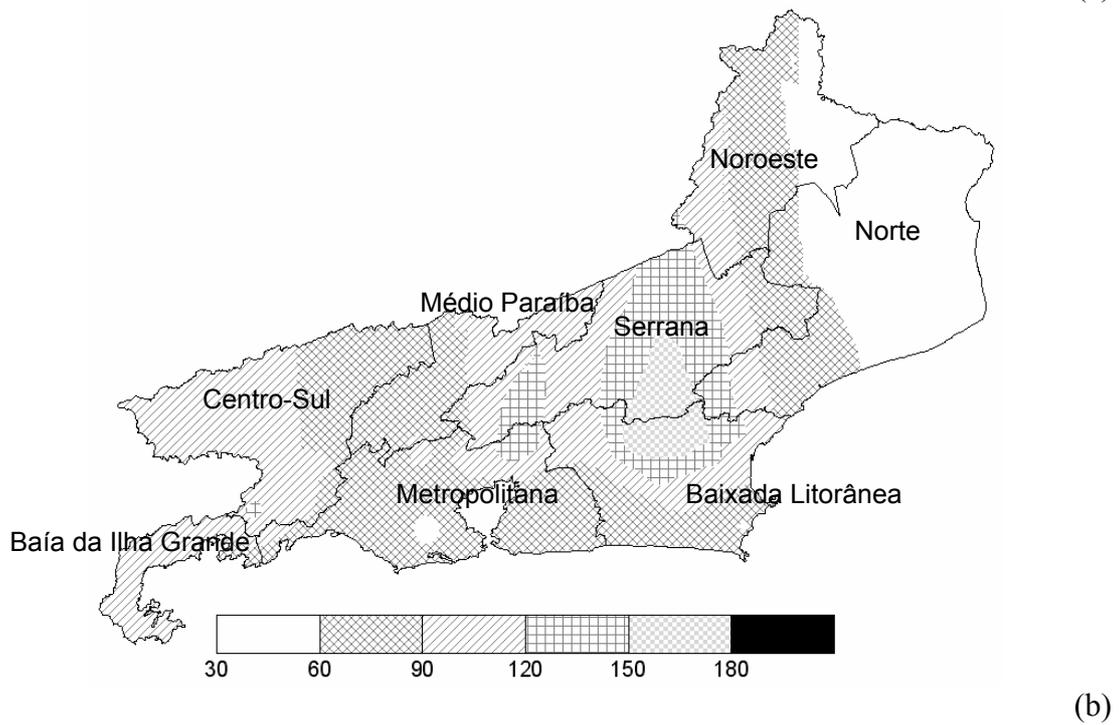
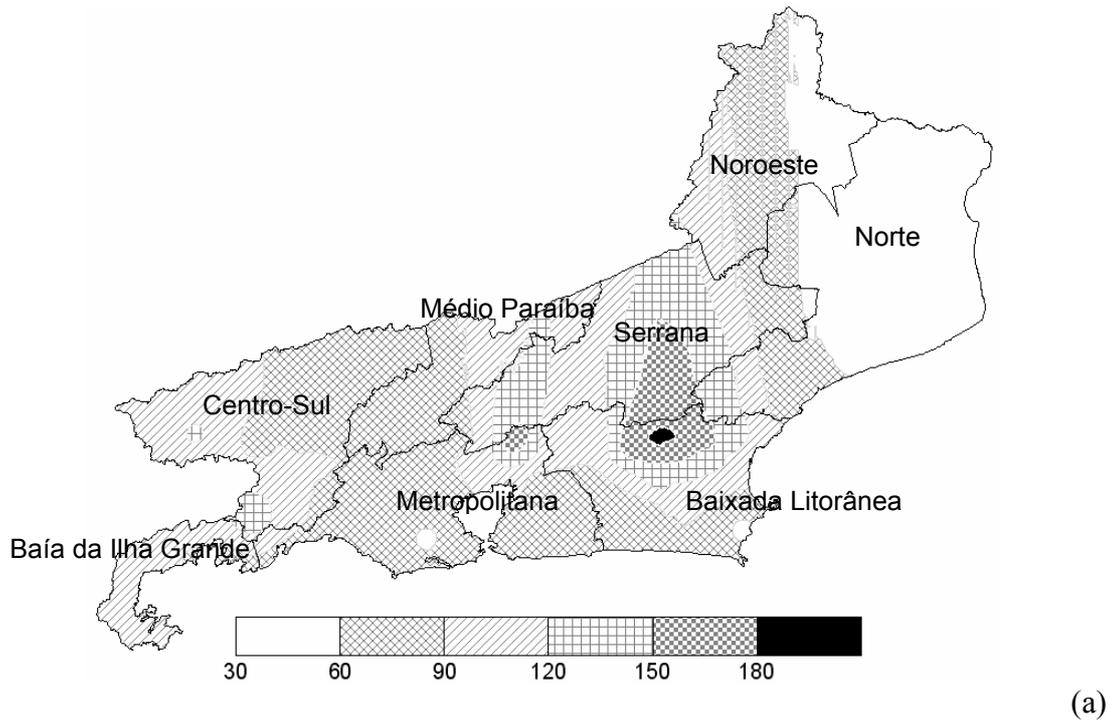


Figura 23. Mapas de erosividade obtidos para o índice $KE > 25$. As letras a e b indicam a média pluviométrica utilizada: (a) média do período das equações, (b) média das séries históricas.

Tabela 22. Valores percentuais das classes de erosividade (KE>25) para as regiões geográficas do Estado do Rio de Janeiro.

KE>25 estimado pela média do período das equações								
Intervalo	Baía da Ilha Grande	Centro-Sul	Médio Paraíba	Serrana	Noroeste	Norte	Metropolitana	Baixada Litorânea
30-60	-	-	-	1,62	33,40	77,41	1,26	1,20
60-90	8,14	53,31	60,41	12,48	44,35	15,29	80,44	31,59
90-120	90,12	42,39	35,11	31,17	21,85	3,52	12,85	35,25
120-150	1,74	4,30	4,47	40,99	0,40	3,73	3,70	16,90
150-180	-	-	-	13,75	-	0,04	1,75	13,78
180-210	-	-	-	-	-	-	-	1,29
Soma	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
KE >25 estimado na série histórica								
Intervalo	Baía da Ilha Grande	Centro-Sul	Média Paraíba	Serrana	Noroeste	Norte	Metropolitana	Baixada Litorânea
30-60	-	-	-	0,01	30,34	70,51	2,04	0,20
60-90	7,03	37,53	61,65	12,98	47,57	21,43	79,53	34,79
90-120	92,97	61,81	38,35	35,28	21,52	4,58	13,50	35,82
120-150	-	0,67	-	40,81	0,56	3,45	4,93	16,14
150-180	-	-	-	10,92	-	0,03	-	13,05
180-210	-	-	-	-	-	-	-	-
Soma	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

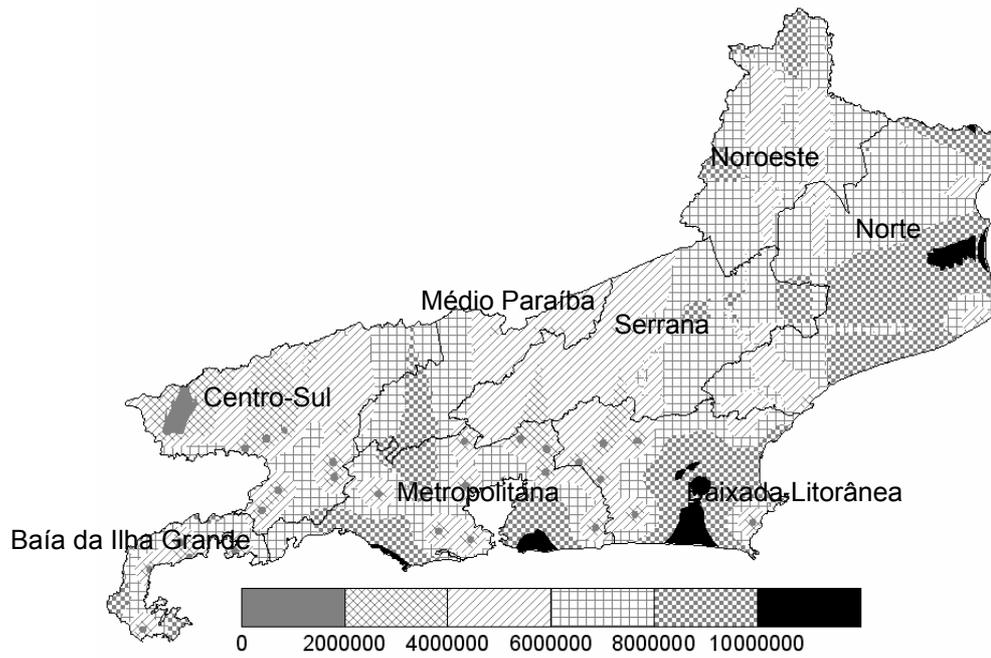
Observa-se que existe, de forma aproximada, uma diminuição dos valores de erosividade no sentido Sul-Norte, de forma que os valores na Região da Baía da Ilha Grande são altos e diminuem quando direcionados à Região Metropolitana. Ao final dessa região, já iniciando a Região Serrana, observa-se novamente o aumento dos valores, aumentando até os máximos valores encontrados, aproximadamente no topo da serra, depois com a diminuição da altitude, os valores de erosividade vão decaindo até chegar ao Norte do Estado, que é a região que apresenta os menores índices. Isso mostra uma certa preferência na distribuição dos valores, indicando a existência de anisotropia, o que sugere uma análise dos semivariogramas direcionais. Foram analisados semivariogramas anisotrópicos, na tentativa de confirmar essa observação, mas não foi possível encontrar dependência espacial para nenhuma direção. É bem provável que isso esteja em função do número de observações necessárias para se obter essa informação,

Os modelos anisotrópicos dão pesos diferenciados às amostras, sendo os maiores valores destinados àquelas que se localizam na direção de maior continuidade espacial. A possibilidade de escolha dos melhores padrões de continuidade da variável nos dá uma boa referência para as estimativas. Desta forma, o conhecimento do comportamento da variável em função de fatores diretamente ligados a ela é de grande importância para a obtenção desses padrões de continuidade.

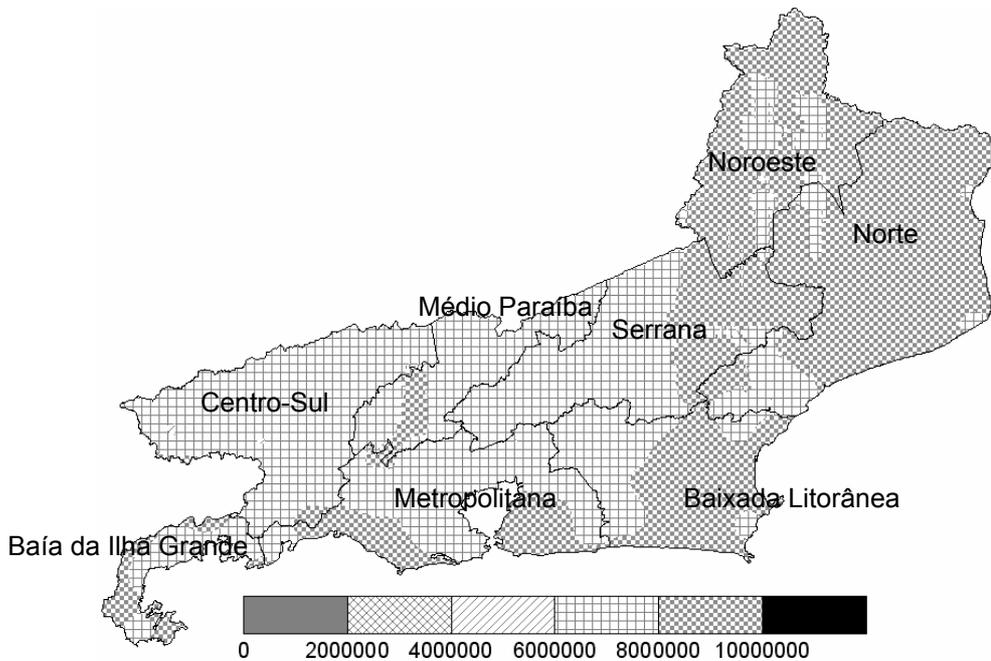
Também foram gerados os mapas das variâncias possibilitando observar a magnitude dos erros nas estimativas (Figuras 23 e 24). As regiões com maiores variâncias são as regiões litorâneas, Norte, e a área mais clara que abrange as regiões Metropolitana, Médio Paraíba e Centro-Sul Fluminense. São as áreas que apresentam as menores densidades de amostragem e por isso apresentam as maiores variâncias das estimativas. Nessas situações existe a dificuldade de se obter homogeneidade de distribuição dessa variável para todas as regiões, sendo que a rede de estações já é estabelecida, o que pode comprometer estudos dessa natureza.

Analisando as Figuras 23 e 24 verifica-se que as menores variâncias são observadas nos locais onde apresentam as maiores densidades de amostragem. Nota-se claramente que em locais onde há menores variâncias a existência de círculos que rodeiam estações, que correspondem às classes de menores valores. Alguns locais podem-se observar esse fato de forma pontual, como se pode ver no mapa (a) das Figuras 21 e 22. Observa-se que as maiores variâncias aparecem nos mapas que utilizaram as médias das séries históricas, indicando que este parâmetro apresentou pior desempenho. Enquanto que os menores valores de variâncias são observados quando se utilizaram as médias do período das equações para estimativa de ambos os índices apresentados nos mapas (b) das Figuras 21 e 22.

Para estudos futuros visando melhorias nas aproximações dessas estimativas, é necessária a obtenção de valores de erosividade principalmente para as regiões Litorâneas e Norte do Estado.



EI₃₀(a)



EI₃₀(b)

Figura 24. Mapas de variâncias de krigagem obtidos para o índice EI₃₀. As letras a e b indicam a média pluviométrica utilizada: (a) média do período das equações, (b) média das séries históricas.

Tabela 23. Valores percentuais das classes de variância de krigagem (EI_{30}) para as regiões geográficas do Estado do Rio de Janeiro.

EI_{30} estimado pela média do período das equações								
Intervalo	Baía da Ilha Grande	Centro-Sul	Médio Paraíba	Serrana	Noroeste	Norte	Metropolitana	Baixada Litorânea
$0 - 2 \cdot 10^6$	2,49	4,42	-	-	-	-	1,56	1,11
$2 \cdot 10^6 - 4 \cdot 10^6$	11,35	28,82	1,48	4,17	-	0,54	10,42	9,75
$4 \cdot 10^6 - 6 \cdot 10^6$	24,35	41,77	42,38	49,48	24,97	12,09	21,20	24,60
$6 \cdot 10^6 - 8 \cdot 10^6$	45,49	23,14	39,71	40,05	63,51	46,73	35,28	22,03
$8 \cdot 10^6 - 1 \cdot 10^7$	16,28	1,86	16,43	6,30	11,51	37,86	28,78	35,53
$1 \cdot 10^7 - 1.2 \cdot 10^7$	0,04	-	-	-	-	2,78	2,77	6,99
Soma	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

EI_{30} estimado pela média das séries históricas								
Intervalo	Baía da Ilha Grande	Centro-Sul	Médio Paraíba	Serrana	Noroeste	Norte	Metropolitana	Baixada Litorânea
$0 - 2 \cdot 10^6$	-	-	-	-	-	-	-	-
$2 \cdot 10^6 - 4 \cdot 10^6$	-	-	-	-	-	-	-	-
$4 \cdot 10^6 - 6 \cdot 10^6$	-	0,33	-	0,01	-	-	0,05	-
$6 \cdot 10^6 - 8 \cdot 10^6$	59,22	97,40	86,66	64,78	20,48	13,87	69,11	41,66
$8 \cdot 10^6 - 1 \cdot 10^7$	40,78	2,27	13,34	35,21	79,52	86,13	30,84	58,34
$1 \cdot 10^7 - 1.2 \cdot 10^7$	-	-	-	-	-	-	-	-
Soma	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

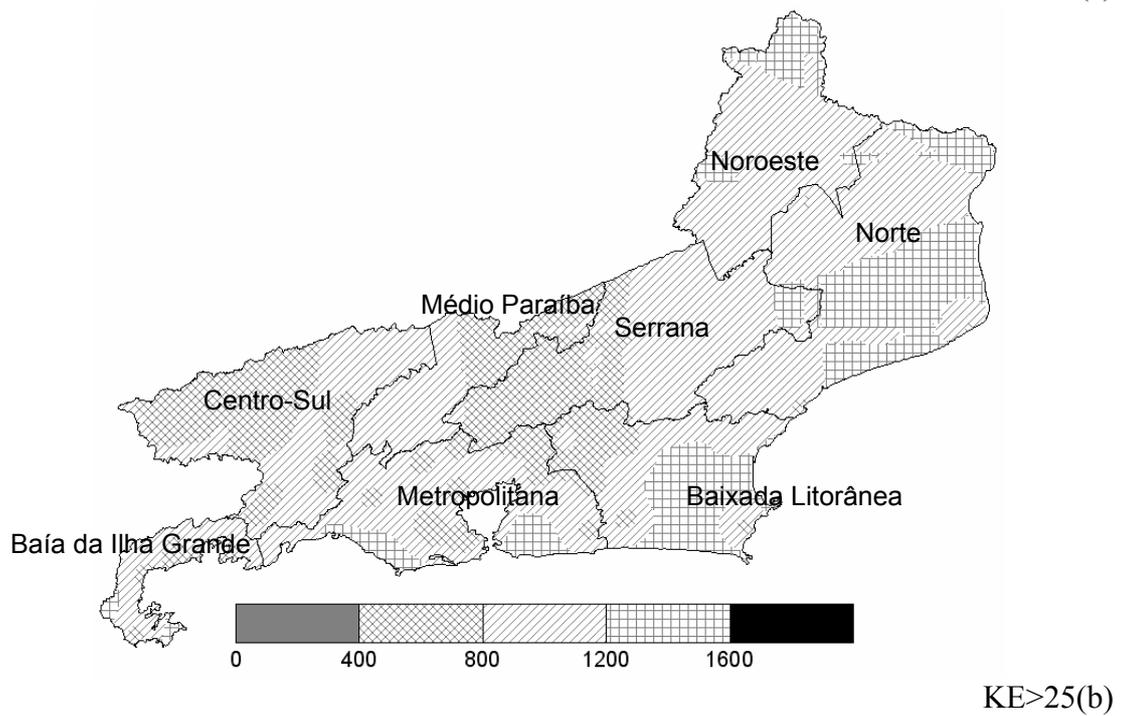
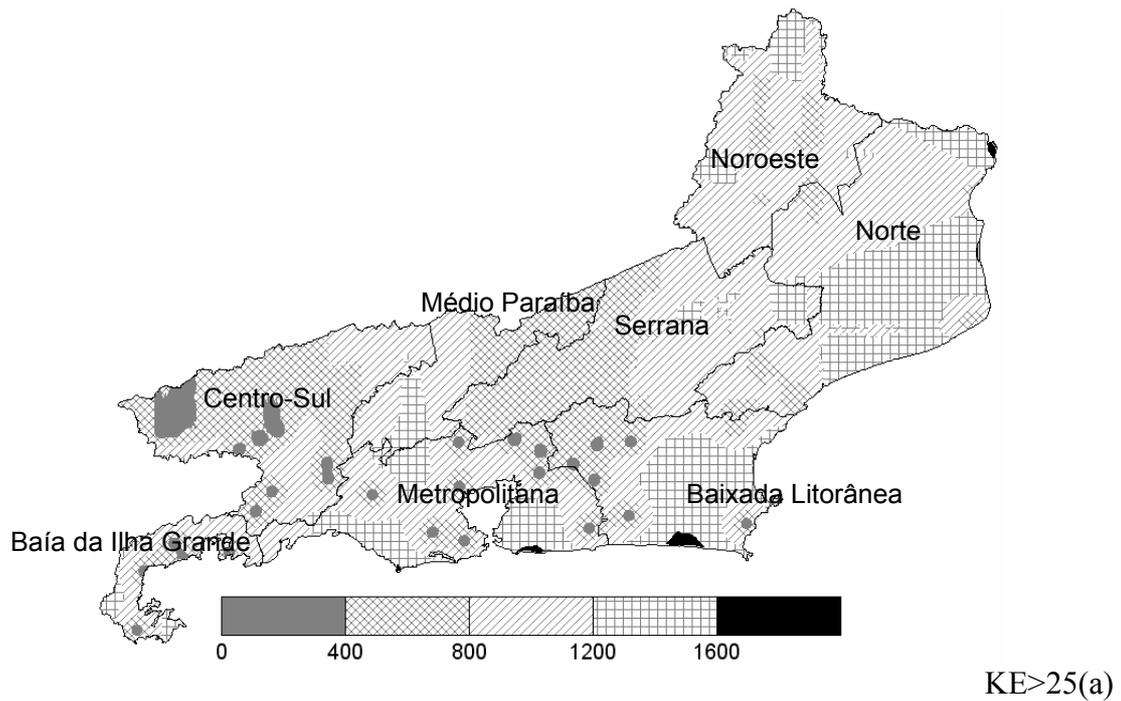


Figura 25. Mapas de variâncias de krigagem obtidos para o índice KE>25. As letras a e b indicam a média pluviométrica utilizada: (a) média do período das equações, (b) média das séries históricas.

Tabela 24. Valores percentuais das classes de variância de krigagem (KE>25) para as regiões geográficas do Estado do Rio de Janeiro.

KE>25 estimado pela média do período das equações

Intervalo	Baía da Ilha Grande	Centro-Sul	Médio Paraíba	Serrana	Noroeste	Norte	Metropolitana	Baixada Litorânea
0-400	6,53	11,72	-	-	-	-	4,10	2,85
400-800	24,70	54,75	38,94	45,42	11,25	6,91	22,56	28,69
800-1200	53,39	32,85	46,30	48,47	74,80	52,24	43,51	27,14
1200-1600	15,37	0,68	14,76	6,11	13,95	40,71	29,40	39,95
1600-2000	-	-	-	-	-	0,14	0,43	1,38
Soma	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

KE>25 estimado pela média das séries históricas

Intervalo	Baía da Ilha Grande	Centro-Sul	Média Paraíba	Serrana	Noroeste	Norte	Metropolitana	Baixada Litorânea
0-400	-	-	-	-	-	-	-	-
400-800	18,81	52,30	42,24	34,04	-	0,57	27,22	21,17
800-1200	74,61	47,70	57,76	61,83	82,77	58,94	60,75	42,27
1200-1600	6,57	-	-	4,12	17,23	40,48	12,03	36,56
1600-2000	-	-	-	-	-	-	-	-
Soma	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

5. CONCLUSÕES

Com os resultados obtidos, foi possível concluir que:

- existe dependência espacial dos valores de erosividade analisados, entretanto não há correlação entre altitude e índices de erosividade;
- a alternativa utilizada para a estimativa de índices de erosividade por meio de equações tendo dados de precipitação mensal como variável foi importante para obtenção de valores em locais que apresentam apenas dados pluviométricos;
- o índice $KE > 25$ demonstrou melhores parâmetros nos gráficos dos semivariogramas e apresentou dependência espacial para alcances menores quando relacionado ao EI_{30} ;
- o aumento do número de valores de amostragem foi interessante para se obter modelos com melhores parâmetros de ajuste.
- foi observada grande alteração nos modelos de semivariograma em função dos conjuntos de dados analisados, obtendo-se modelo esférico para 68 valores e exponencial para 98 valores;
- os semivariogramas gerados a partir dos arquivos de dados com 98 valores de índices de erosividades mostraram-se mais adequados para modelar a dependência espacial por apresentar menores valores de efeito pepita.
- os conjuntos de dados obtidos em função das médias das séries históricas tendem a superestimar os valores de erosividade, além de apresentarem maiores valores de variâncias de krigagem;
- a análise geoestatística demonstrou que o comportamento dos índices de erosividade analisados é bastante similar, entretanto, são necessárias validações para a definição do melhor índice como parâmetro para entrada na EUPS;

6. CONCLUSÕES FINAIS

Foram obtidos valores de índices de erosividade médios anuais bastante diferenciados para as localidades estudadas devido as suas características climáticas individuais, portanto o uso de um único valor de índice de erosividade não seria representativo para todo o Estado do Rio de Janeiro.

Os maiores valores de erosividade foram encontrados nas regiões Sul e Serrana. Quando analisados os índices mensais, o período de setembro a março foi o que apresentou maior potencial erosivo para a grande maioria das estações;

Foi observado que existe dependência espacial para a variável erosividade, mas esta dependência está diretamente relacionada ao grid de amostragem analisado. Nas primeiras fases de amostragem, neste caso considerados os conjuntos com 36 e 62 valores, o número de amostras não foi suficiente para a obtenção de semivariogramas confiáveis. Com o aumento do número de amostras para 98 valores foi possível obter semivariogramas com maior grau de confiabilidade.

O índice $KE > 25$ apresentou melhores parâmetros nos gráficos dos semivariogramas e apresentou dependência espacial para alcances menores quando relacionado ao EI_{30} .

Os valores de erosividade estimados a partir do período das equações apresentaram semivariogramas com parâmetros mais confiáveis quando comparados aos valores estimados a partir das médias das séries históricas.

A correlação espacial entre índices de erosividade e altitude foi baixa para ambos os índices, não sendo adequado o uso da cokrigagem de erosividade a partir de dados altitude;

7. RECOMENDAÇÕES FINAIS

A estimativa de valores de erosividade a partir de equações foi um artifício encontrado de forma que pudesse aumentar a densidade de amostragem e obter dependência espacial, entretanto esse procedimento ainda carece de validação. Apesar disso, algumas áreas não puderam ser amostradas de modo satisfatório, como por exemplo, as regiões da Baixada Litorânea e Norte do Estado. Sabe-se que o Estado do Rio de Janeiro apresenta características de distribuição de chuvas muito diversificada, sendo o contraste climático das regiões muito grande. Podem-se relacionar as regiões da Baía da Ilha Grande e a das Baixadas Litorâneas, que demonstram claramente esse grande contraste, e podem ser consideradas as regiões mais e menos chuvosas do Estado, respectivamente. No entanto, poucas estações utilizadas neste trabalho se localizam próximo ao litoral, o que não possibilitou caracterizar bem essa região. Portanto, as informações obtidas pelos mapas gerados devem ser usadas com cautela, principalmente nas regiões que apresentam valores que correspondem a altas variâncias de krigagem. Recomenda-se a obtenção de dados preferencialmente obtidos a partir de pluviógrafos para estimativa de novos valores. Por isso, mais localidades devem ser analisadas com o objetivo de melhorar as informações obtidas nesse trabalho.

Em relação aos índices de erosividade utilizados na EUPS, é necessário que sejam implantadas parcelas de perdas de solo a nível experimental com o objetivo de encontrar qual apresenta melhores correlações com as perdas de solo e definir qual deles é o mais representativo para as condições climáticas do Rio de Janeiro.

8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALVES, M. **Estimativa da perda de solo por erosão laminar na Bacia do Rio São Bartolomeu – DF usando técnicas de geoprocessamento**, 2000. Disponível em: < [http:// www. dpi.inpe.br/cursos/ser300/trabalhos.html](http://www.dpi.inpe.br/cursos/ser300/trabalhos.html) / > Acesso em: 13/06/2003.
- AMORIM, R. S. S. **Desprendimento e arraste de partículas de solo decorrente de chuvas simuladas**. Viçosa, Universidade Federal de Viçosa, 1999. 74p. (Dissertação de Mestrado).
- BATISTA, I. F. **Variabilidade espacial da umidade do solo em irrigação por gotejamento sob cultivo protegido**. Dissertação (Mestrado em Agronomia) – Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2002, 113 f.
- BERTOL, I. Avaliação da erosividade da chuva na localidade de Campos Novos (SC) no período de 1981-1990. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**. Brasília, v.29, n.9, p.1453-1458, 1994.
- BERTOL, I. Índice de erosividade (EI₃₀) para Lages (SC) – 1ª aproximação. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.28, n.4, p.515-521, 1993.
- BERTOL, I; SCHICK, J.; BATISTELA, O.; LEITE, D.; VISENTIN, D.; COGO, N.P. Erosividade das chuvas e sua distribuição entre 1989 e 1998 no município de Lages(SC). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.26, p.455-464, 2002.
- BERTOLANI, F. C.; GONZÁLEZ, A. P.; LIÑARES, M. L.; VÁZQUEZ, E. V.; MIRANDA, J. G. Variabilidade espacial da rugosidade superficial do solo medida com rugosímetros de agulhas e laser. **Bragantia**, Campinas, 59(2), p. 227-234, 2000.
- BERTONI, J; LOMBARDI NETO, F. Conservação do Solo. Editora Livroceres, Piracicaba, 1985. 392p.
- BRAGA, L.P.V. Geoestatística e Aplicações. In: Anais do IX Simpósio Brasileiro de Probabilidade e Estatística. IME – USP, São Paulo, 1990. CD-ROOM.
- CABEDA, M.S.V. Computation of storm EI value. West Lafayette, Purdue University, 1976. 6p.
- CARTER, M. R. Spatial variability of porosity under reduced tillage in a homo-ferric podzol. **Canadian Journal Soil Science**, v. 75, p. 149-152, 1995.
- CARVALHO, M. P.; LOMBARDI NETO, F.; CATANEO, A. Índice KE > 25 para análise da erosividade da chuva de Mococa (SP). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Campinas, v. 15, p.375-381, 1991.

CARVALHO, M.P. **Erosividade da chuva: distribuição e correlação com as perdas de solo de Mococa – SP.** Piracicaba, Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, 1987. 104 p. (Dissertação de Mestrado).

CARVALHO, N.O., Hidrossedimentologia Prática. CPRM – Companhia de Pesquisa em Recursos Minerais, Rio de Janeiro, Brasil. 1994, 372 p.

CASTRIGNANO, A.; MAZZONCINI, M.; GIUGLIARINI, L. Spatial characterization of soil properties. **Advances in GeoEcology**, Reiskirchen, v. 31, p. 105-111, 1998.

COGO, C.M.; ELTZ, F.L.F.; CASSOL, A.; SANTOS, M.V. Erosividade das chuvas de Uruguaiana, RS, determinada pelo índice EI₃₀, no período de 1963-1990. In: **Anais do Congresso Brasileiro de Ciência do Solo**, Ribeirão Preto, 2003. CD-ROOM.

COLODRO, G.; CARVALHO, M.P.; ROQUE, C.G.; PRADO, R.M. Erosividade da chuva: Distribuição e correlação com a precipitação pluviométrica de Teodoro Sampaio (SP). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, vol.26, p. 809-818, 2002.

CRESSIE, N. The origins of kriging. **Mathematical Geology**, 22, 239-252, 1990.

CREUTIN, J. D., OBLED, C. Objective analysis and mapping techniques for rainfalls fields: An objective comparison. **Water Resource Res.**, v. 18, p. 413-431, 1982.

DAVIS, E.G.; NAGHETTINI, M.C. **Estudo de Chuvas Intensas no Estado do Rio de Janeiro.** 2ª ed.revisada e ampliada. CD-ROM– Brasília : CPRM, 2000.

DAVIS, J. C. **Statistics and data analysis in geology.** John Wiley & Sons, New York, 1986. 281p.

DEDECEK, R.A. Capacidade erosiva das chuvas de Brasília-DF, In: Anais do Encontro Nacional de Pesquisa em Conservação do Solo, Passo Fundo, 1978.p.157-161.

EASTMAN, J.R. **Guide to GIS and Image Processing.** Clarck University. v1.193p. 1999.

ENGLUND, E.; SPARKS, A. Geo-EAS - Geostatistical Enviromental Assessment Software: software de análise geoestatística (software). Las Vegas: Environmental Protection Agency, 1988. v.1, 100p.

FAO. **La erosion del solo por el agua – algunas medidas para combetila en las tierras de cultivo.** (Caderno Fomento Agropecuário, 81).Roma: Organizatione Las Nacioes Unidas, 1967. 207p.

FISHER, R. A. **Statistical methods and scientific inference.** Edinburg:Oliver & Boyd, 1956. 175 p.

FOSTER, G. R.; LOMBARDI NETO, F.; MOLDENHAUER, W. C. Evaluation of rainfall-runoff erosivity factors for individual storms. **Transactions of the ASAE.** St. Joseph, v.25, p.124-129, 1982.

FOSTER, G. R.; McCOOL, D. K.; RENARD, K. G.; MOLDENHAUER, W. C. Conversion of the universal soil loss equation to SI units. **Journal of Soil and Water Conservation**. Baltimore v. 36, p. 355-359, 1981.

FOURNIER, F. The effect of climatic factors on soil erosion estimates of solids transported in suspension in runoff. [S.l.]: **Association Hydrologic Int. Public**, 1956. v.38, 6p.

GOLDEN SOFTWARE, Surfer V 7.02. Surface Mapping System, 2000. Colorado USA.

GOMES, B.M. Comportamento espacial do percentil 75 da precipitação decenal do Estado de São Paulo. 2001, (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agronômicas, Universidade Estadual Paulista. Botucatu, SP, 2001. 101p.

GONÇALVES, F. A. Erosividade das chuvas no Estado do Rio de Janeiro. Viçosa, Universidade Federal de Viçosa, 2002. 90p. (Dissertação de Mestrado).

GOOVAERTS, P. Geostatistical approaches for incorporating elevation into the spatial interpolation of rainfall, **Journal of Hydrology**. v. 228, p. 113-129, 2000.

GUERRA, P. A. G. **Geoestatística operacional**. Brasília, MME/DNPM, 1988. 145p.

GUIMARÃES, E. C. **Geoestatística básica e aplicada**. Núcleo de estudos estatísticos e biométricos. Universidade Federal de Uberlândia, 2001. 48p. (mimeo).

HARRIS, J.A. Practical universality of field heterogeneity as a factor influencing plot yields. **Journal of Agriculture Research**, Washington, XIX(7):279-314, 1920.

HOLAWÉ, F.; DUTTER, R. Geostatistical study of precipitation series in Austria: time and space, **Journal of Hydrology** 219 (1999) p. 70-82.

HUDSON, N. W. Soil Conservation. Ithaca: Cornell University Press, 1973. 320p.

HUDSON, N.W. Soil Conservation. Batsford Academic & Educational, London. 1981.320p.

ISAAKS, E.H., SRIVASTAVA, M. An introduction to applied geostatistics. Oxford Univ. Press., New York, 1989. 600p.

KRIGE, D., A Statistical Approach to some mine valuation and allied problems on Witwatersrand, J. Chem. Metall. Min. Soc. S. Afr., 52 (6), pp. 119-139.

LAL, R. Erodibility and erosivity. In: LAL, R. Soil erosion research methods. Ankeny: SWCS, p.141-160, 1988.

LAL, R. Soil erosion on alfisols in western Nigeria. III. Effects of rainfall characteristics. **Geoderma**, Amsterdam, v.16, p.389-401, 1976.

LANDIM, P. M. B. Análise estatística de dados geológicos. São Paulo, Ed. UNESP, 1998. 226p.

LOMBARDI NETO, F. **Rainfall erosivity** - its distribution and relationship with soil loss at Campinas, Brazil. West Lafayette: Purdue Univ., 1977. 53p. M.Sc. Thesis.

LOUREIRO, N.S.; COUTINHO, M.A. A new procedure to estimate the RUSLE EI₃₀ index, based on monthly rainfall data and applied to the Algarve region, Portugal, **Journal of Hydrology** 250 (2001) p. 12-18.

MACHADO, R.E. Simulação de escoamento e de produção de sedimentos em uma microbacia hidrográfica utilizando técnicas de modelagem e geoprocessamento. Tese. Escola Superior de Agricultura, Piracicaba, SP, 2002 154p.

MACHADO, R. V. **Variabilidade espacial de atributos físico-hídricos em uma hidrosse-
quência de solos bem à muito mal drenados**. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) – Escola Superior de Agricultura de Lavras, Lavras, 1994.88f.

MATHERON, G. Principles of geostatistics. **Economic Geology**. El Paso, v. 58, p. 11246-66, 1963.

MATHERON, G. The theory of regionalized variables and its applications. **Les Cahiers du Centre de Morphologie mathématique**. Fas. 5. C. G. Fontainebleau, 1970. 212p.

MARQUES, J. J. G. S. M.; ALVARENGA, R. C.; CURI, N. Erosividade das chuvas da região de Sete Lagoas, MG. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**. v.33, n.5, p.285-288, 1988.

MARQUES, J.J.G.S.M.; ALVARENGA, R.C.; CURI, N.; SANTANA, D.P. & SILVA, M.L.N. Índices de erosividade da chuva, perdas de solo e fator erodibilidade para dois solos da região dos cerrados – 1ª aproximação. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.21, p.427-434, 1997.

McBRATNEY, A.B., HART, G.A., McGARRY, D. The use of region partitioning to improve the representation of geostatistically mapped soil attributes. **J. Soil Sci.**, v. 42, p. 513-532, 1991.

MONTGOMERY, E. G. **Experiments in wheat breeding**: experimental error in the nursery and variation in nitrogen and yield. Washington, D.C.: U.S. Department of Agriculture, 1913. 61 p. (Bur. Plant Indust. Bul., 269).

MORAIS, L.F.B.; MUTTI, L.S.M. & ELTZ, F.L.F. Índices de erosividade correlacionados com perdas de solo no Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.12, p.281-284, 1988.

MORETI, D.; CARVALHO, M.P.; MANNIGEL, A.R.; MEDEIROS, L.R. Importantes características de chuva para a conservação do solo e da água no município de São Manuel. **Revista Brasileira de Ciência do solo**. v.27, p.713-725, 2003.

NIELSEN, D. R.; BIGGAR, J. W.; EHR, K. T. Spatial variability of field-measured soil water properties. **Hilgardia**, Berkley, v. 42, n. 7, p. 215-259, Nov.1973.

OLIVEIRA JÚNIOR, R.C.; MEDINA,B.F.; A erosividade das chuvas em Manaus (AM). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**. Campinas, v. 14, p.235-239, 1990.

OLIVEIRA, M.S. Planos amostrais para variáveis espaciais utilizando geoestatística. Campinas, 1991. 100p. Dissertação (Mestrado) – UNICAMP.

PRUSKI, F.F. Conservação de água e solos. Brasília, DF: ABEAS; Viçosa, MG: UFV/DEA, 1996. 88p. (Curso de Tutoria à Distância. Curso de Gestão de Recursos Hídricos para o Desenvolvimento Sustentados de Projetos Hidroagrícolas. Módulo, 7).

PENDLETON, R.L. 1919. Are soils mapped under a given type name by the Bureau of Soils method closely similar to one another? Univ. Calif. Publ. Agric. Sci. 3:369-348.

RENARD, K.G.; FOSTER, G.R.; WEESIES, G.A.; PORTER, J.P. RUSLE: Revised universal soil loss equation. J. soil Water Conserv., v. 46, p. 30-33. 1991.

RIBEIRO Jr., P.J. Métodos geoestatísticos no estudo da variabilidade espacial de parâmetros do solo. Dissertação (Mestrado em agronomia, Área de Concentração Estatística e Experimentação Agrônômica), ESALQ/USP, 1995. 99p.

ROQUE, C.G. & CARVALHO, M.P. Distribuição da erosividade da chuva de Novo Horizonte (SP). In: CONGRESSO BRASILEIRO DE CIÊNCIA DO SOLO, 27., Brasília, 1999, **Anais...** Brasília, Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 1999. CD-ROM.

ROQUE, C. G.; CARVALHO, M. P.; PRADO, R. M.; Fator erosividade da chuva de Piraju (SP): Distribuição, probabilidade de ocorrência, período de retorno e correlação com o coeficiente de chuva. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.25, p.147-156, 2001.

ROSSI, R. E., DUNGAN, J. L., BECK, L. R. Kriging in the shadows: geostatistical interpolation for remote sensing. Remote Sens. Environ., v.49, p. 32-40, 1994.

SANTOS, I.; KRUGER,C.M.; LEVIS,M.; GARCIA, K.S. Avaliação de perdas de solo por erosão hídrica na Bacia Hidrográfica do Rio Ivaí. **Anais...**, XIII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, 1999. CD-ROOM.

SILVA, A. M.; Rainfall erosivity map for Brazil. **Catena**. v 57, issue 3, p 251-259, 2004.

SILVA, M. L. N.; FREITAS, P. L.; BLANCANEAU, P.; CURI, N. Índices de erosividade das chuvas da região de Goiânia, GO. **Revista brasileira de Ciência do solo**. v.32, n.10, p.275-289, 1997.

SILVA, D.D.; PRUSKI, F.F. **Recursos hídricos e desenvolvimento sustentável da agricultura**. Brasília, MMA/SRH/ABEAS, 1997. 252p.

SMITH, L. H. Plot arrangement for variety experiment with corn. **Proc.Amer. Soc. Agron.**, Madison, v. 1, n. 1907/09, p. 84-89, 1910.

SOARES, A.G., Geoestatística para as Ciências da Terra e Ambiente, Lisboa: IST press, 2000, 186 p.

STEIN, A., HOOGERWERF, M., BOUMA, J. Use of soil map delineations to improve (co)kriging of point data on moisture deficits. *Geoderma*, v. 43, p. 163-177, 1988.

SUKHANOVISK, Y.P.; OLLESCH, G.; KHAN, Y.K.; MEIBNER, R.; A new index for rainfall erosivity on physical basis. *J. Plant Nutri Soil Science*. v165, p.51-57, 2002.

TABIOS, G. Q., SALAS, J. D. a comparative analysis of techniques for spatial interpolation of precipitation. *Water resour. Bull.*, v. 21, p. 365-380, 1985.

TRANGMAR, B. B.; YOST, R. S.; UEHARA, G. Application of geostatistics to spatial studies of soil properties. **Advances in Agronomy**. v. 38, p. 45-93, 1985.

USÓN, A.; RAMOS, M.C. An improved rainfall erosivity index obtained from experimental interrill soil losses in soils with a Mediterranean climate. **Catena**, vol 43, n.4, p.293-305, 2001.

VAL, L.A.; BAHIA, V.G.; FREIRE, J.C.; DIAS JÚNIOR, M.S. Erosividade das chuvas em Lavras, MG. **Ciência e Prática**, Lavras, v.10, n.2, p.199-209, maio/ago. 1986.

VIEIRA, S. R.; LOMBARDI NETO, F.; BURROWS, I. T. Mapeamento da chuva diária máxima provável para o estado de São Paulo. *R. bras. Ci. Solo*. Campinas, v.15, n.1, p. 93-98, 1991.

VIEIRA, S. R. & LOMBARDI NETO, F. Variabilidade Espacial do potencial de erosão das chuvas do Estado de São Paulo. **Bragantia**, Campinas-SP. v. 54 n. 2, p.405-412. 1995.

VIEIRA, S. R. Geoestatística em estudo de variabilidade espacial do solo: tópicos em ciência do solo. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do solo, 2000. v. 1, 55 p.

VIEIRA, S. R. **Geoestatística em estudos de variabilidade espacial**. Campinas:IAC (SP). 1998, 71 p. (Apostila).

VIEIRA, S. R. **Variabilidade Espacial de Argila, Silte e Atributos Químicos em uma parcela experimental de um Latossolo Roxo de Campinas (SP)**. **Bragantia**, Campinas-SP. vol. 56 n. 1, Campinas, 1997.

VIEIRA, S. R.; HATFIELD, J.L.; NIELSEN, D.R.; BIGGAR, J.W. Geoestatistical Theory and Application to Variability of Some Agronomical Properties. **Hilgardia**, v.51, n.3,1983.

WAGNER,C.S.; MASSAMBANI,O. Análise da relação da intensidade de chuva: energia de Wismeier & Smith e sua aplicabilidade à região de São Paulo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Campinas, v. 12, p.197-203, 1988.

WARRICK, A. W., ZHANG, R., HARRIS, M. K., MYERS, D. E. Direct comparisons between kriging and other interpolation – Validation of flow and transport models for the unsaturated zone. New Mexico, 1988. p. 254-326.

WAYNICK, D.D. Variability in soil its significance to past and future soil investigations. I. Statistical study of nitrification in soil. **Agricultural Sciences**, Davis, **3(9)**:243-270, 1918.

WAYNICK, D.D. & SHARP, L.T. Variability in soil and its significance to past and future soil investigations. II. Variation in nitrogen and carbon in field soils and their relation to the accuracy of field trials. **Agricultural Sciences**, Davis, **4(5)**:121-139. 1919.

WEBSTER, R. Statistics to Support Soil Research and their Presentation. **European Journal of Soil Science**, 52, 331-340, 2001.

WEBSTER, R.; OLIVER, M.A.; Statistical methods in soil and land resource survey. Oxford: Oxford University Press, 1990. 316p.

WISCHMEIER, W. H.; SMITH, D. D. Rainfall energy and its relationship to soil loss. **Transaction American Geophysical Union**. Washington v.39 p.285-291 1958.

WISCHMEIER, W.H.; SMITH, D.D. **Predicting rainfall-erosion losses from cropland east of the Rocky Mountains: Guide for selection of practices for soil and water conservation**. Washington, DC: USDA, 1965. 47 p.(Agricultural Handbook, 282).

WISCHMEIER, W.H.; SMITH, D.D. **Predicting rainfall erosion losses: a guide to conservation planning**. Washington, DC: USDA, 1978. 58p. (Agriculture Handbook, 537).

ZAMBOTI, J. L. **Mapas pluviométricos médios mensais no verão para o Estado do Paraná, utilizando métodos estatísticos**. Botucatu, Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista. 2001. 134p.

ZIMBACK, C.R.L. **Análise espacial de atributos químicos de solos para fins de mapeamento da fertilidade**. Tese de Livre-Docência (Livre-Docência em Levantamento do solo e fotopedologia), FCA/UNESP, 2001. 114p.

9. ANEXOS

ANEXO I

Relação das estações pluviográficas com suas localizações, referências, valores médios anuais de EI₃₀ e KE>25.

Código	Estação	Entidade	Latitude	Longitude	Altitude	EI ₃₀	KE>25
02243008	Manuel Duarte	ANEEL	-22,0858	-43,5567	400	4118,0	171,8
02244033	Santa Isabel do Rio Preto	ANEEL	-22,2311	-44,0647	567	6971,0	119,3
02344016	Vila Mambucaba	ANEEL	-23,0258	-44,5181	6	10140,0	115,8
02142362	Ilha dos Pombos	Light	-21,8433	-42,5783	146	5653,0	94,2
02243205	Santa Cecília	Light	-22,4819	-43,8392	371	4985,0	90,9
02243251	Lajes	Light	-22,7008	-43,8783	462	6696,0	88,6
02244103	Tocos	Light	-22,7542	-44,1197	479	9031,0	81,0
02242091	Tanguá	SERLA	-22,7081	-42,7042	40	5289,0	80,2
02242094	Escola União	SERLA	-22,5842	-42,9408	10	10235,0	72,5
02242095	Cachoeiras de Macacu	SERLA	-22,4794	-42,6578	40	7961,0	62,3
02242098	Posto Garrafão	SERLA	-22,4822	-42,9961	640	15806,0	62,2
02242101	Rio Mole	SERLA	-22,8531	-42,5519	10	5448,0	61,6
02243083	Eletrobrás	SERLA	-22,9217	-43,4200	40	4439,0	51,1
02243239	Capela Mayrink	SERLA	-22,9578	-43,2778	460	9331,0	42,1

ANEXO II

Equações de regressão ajustadas entre o índice de erosividade médio mensal EI_{30} e a precipitação média mensal (p) ou o coeficiente de chuva (Rc), (Fonte: Gonçalves, 2002).

Estação	p (mm)	R^2	Rc (mm)	R^2
Manuel Duarte	$EI_{30}=4,3736p-42,895$	0,89	$EI_{30}=20,704Rc+112,54$	0,82
Santa Isabel do Rio Preto	$EI_{30}=4,8228p-24,524$	0,90	$EI_{30}=27,744Rc+194,08$	0,82
Vila Mambucaba	$EI_{30}=8,5015p-549,220$	0,81	$EI_{30}=44,611Rc+73,205$	0,84
Ilha dos Pombos	$EI_{30}=5,6957p-9,7418$	0,86	$EI_{30}=21,003Rc+223,87$	0,72
Santa Cecília	$EI_{30}=4,4383p-134,290$	0,94	$EI_{30}=24,530Rc+50,359$	0,96
Lajes	$EI_{30}=4,6235p-143,580$	0,88	$EI_{30}=22,691Rc+95,401$	0,82
Tocos	$EI_{30}=8,2444p-256,930$	0,99	$EI_{30}=38,483Rc+118,71$	0,98
Tanguá	$EI_{30}=6,2127p-277,440$	0,85	$EI_{30}=35,134Rc+38,484$	0,81
Escola União	$EI_{30}=8,9721p-537,380$	0,91	$EI_{30}=47,679Rc+64,585$	0,89
Cachoeiras de Macacu	$EI_{30}=6,9439p-444,620$	0,92	$EI_{30}=37,899Rc+39,859$	0,91
Posto Garrafão	$EI_{30}=8,0101p-689,410$	0,72	$EI_{30}=46,373Rc+146,28$	0,70
Rio Mole	$EI_{30}=8,2939p-411,500$	0,65	$EI_{30}=50,017Rc-13,364$	0,65
Eletróbrás	$EI_{30}=6,2822p-300,130$	0,77	$EI_{30}=37,764Rc+3,886$	0,79
Capela Mayrink	$EI_{30}=9,4876p-938,280$	0,41	$EI_{30}=53,311Rc-76,268$	0,40

ANEXO III

Equações de regressão ajustadas entre o índice de erosividade médio mensal $KE>25$ e a precipitação média mensal (p) ou o coeficiente de chuva (Rc). (Fonte: Gonçalves, 2002).

Estação	p (mm)		Rc (mm)	
	Equação	R ²	Equação	R ²
Manuel Duarte	$KE>25=0,0392p-0,0984$	0,72	$KE>25=0,1802Rc+1,3597$	0,62
Santa Isabel do Rio Preto	$KE>25=0,0641p-0,6583$	0,87	$KE>25=0,3322Rc+2,1914$	0,83
Vila Mambucaba	$KE>25=0,0824p-5,9329$	0,70	$KE>25=0,4368Rc+0,0210$	0,74
Ilha dos Pombos	$KE>25=0,0701p+0,1173$	0,82	$KE>25=0,2577Rc+3,0054$	0,68
Santa Cecília	$KE>25=0,0567p-1,8216$	0,92	$KE>25=0,3143Rc+0,5190$	0,94
Lajes	$KE>25=0,0596p-2,0059$	0,88	$KE>25=0,2944Rc+1,0443$	0,83
Tocos	$KE>25=0,1076p-3,5300$	0,97	$KE>25=0,5045Rc+1,3395$	0,97
Tanguá	$KE>25=0,0800p-4,0649$	0,80	$KE>25=0,4551Rc-0,0268$	0,77
Escola União	$KE>25=0,1103p-7,1484$	0,90	$KE>25=0,5862Rc+0,2510$	0,88
Cachoeiras de Macacu	$KE>25=0,0857p-5,8327$	0,88	$KE>25=0,4628Rc+0,2337$	0,86
Posto Garrafão	$KE>25=0,0969p-9,9489$	0,69	$KE>25=0,5683Rc-0,0289$	0,69
Rio Mole	$KE>25=0,0973p-5,0241$	0,61	$KE>25=0,5852Rc-0,3366$	0,61
Eletróbrás	$KE>25=0,0856p-4,8745$	0,76	$KE>25=0,5167Rc-0,7488$	0,79
Capela Mayrink	$KE>25=0,1086p-12,888$	0,39	$KE>25=0,6324Rc-3,0142$	0,38

ANEXO IV

Exemplo de utilização do programa CHUVEROS. Arquivos Gerados:

ARQUIVO EROSIVO.IND

AVALIACAO DO POTENCIAL EROSIVO DAS CHUVAS DE 1977 EM CARMO - RJ.

DATA	NUM.	PREC	TP	EC (W)	I30	EI30	WKE>10	WKE>25	DURACAO
27/03/77	1	24.7	1	5.0	16.0	80.3	2.3	0.5	5h 2min
TOTAL MAR 1		24.7		5.0	16.0	80.3			
TOTAL 1977 1		24.7		5.0	16.0	80.3			

OBS: CHUVA TIPO 1= AVANÇADA (***** %) = 1 CHUVAS
 CHUVA TIPO 2= INTERMEDIARIA (.00 %) = 0 CHUVAS
 CHUVA TIPO 3= ATRASADA (.00 %) = 0 CHUVAS

No arquivo *.IND, o termo PREC representa a precipitação total da chuva (em mm); TP representa o tipo hidrológico da chuva (1, 2 ou 3, respectivamente, Avançada, intermediária ou atrasada); EC(W) representa a energia cinética total calculada a partir da equação básica de energia de Wischmeier ($e = 0,119 + 0,0873 \log I$), em $MJ \text{ ha}^{-1}$; I_{30} representa a intensidade máxima da chuva determinada com base em um período contínuo de 30 minutos, em mm/h; EI_{30} representa a erosividade da chuva (produto de EC(W) por I_{30}), em $Mj \text{ mm ha}^{-1} \text{ h}^{-1}$; $WKE > 10$ a energia cinética com base na equação de Wischmeier, para os segmentos de chuvas com intensidade maior que 10 mm h^{-1} ; $WKE > 25$ a energia cinética com base na equação de Wischmeier, para os segmentos de chuvas com intensidade maior que 25 mm h^{-1} .

ARQUIVO EROSIVO.OUT

AVALIACAO DO POTENCIAL EROSIVO DAS CHUVAS DE 1977 EM CARMO - RJ

DATA: 27/03/77	CHUVA No.: 1	INICIO: 18h58min	FIM: 24h 0min								
PREC.: 24.7 mm	DURACAO: 5h 2min	TIPO: 1									
WEC= 5.0	WKE>10= 2.3	WKE>25= .5	WEI30= 80.3								
CEC= 5.3	CKE>10= 2.4	CKE>25= .5	CEI30= 85.1								
FEC= 4.1	FKE>10= 2.1	FKE>25= .6	FEI30= 66.2								
INTENSIDADES MAXIMAS											
5	28.2	10	18.0	15	18.0	20	18.0	25	16.8	30	16.0
35	15.0	40	14.2	45	13.7	50	13.2	55	12.8	60	12.4
70	11.9	80	11.4	90	10.6	100	10.0	110	9.5	120	9.0
135	8.6	150	8.3	165	7.9	180	7.6	210	6.9	240	6.1

(Continuação)

RESUMO MENSAL

MES:	3	ANO:	1977	NUM.CHUVAS:	1	PRECIPITACAO:	24.7 mm				
WEC=	5.0	WKE>10=	2.3	WKE>25=	.5	WEI30=	80.3				
CEC=	5.3	CKE>10=	2.4	CKE>25=	.5	CEI30=	85.1				
FEC=	4.1	FKE>10=	2.1	FKE>25=	.6	FEI30=	66.2				
INTENSIDADES MAXIMAS											
5	28.2	10	18.0	15	18.0	20	18.0	25	16.8	30	16.0
35	15.0	40	14.2	45	13.7	50	13.2	55	12.8	60	12.4
70	11.9	80	11.4	90	10.6	100	10.0	110	9.5	120	9.0
135	8.6	150	8.3	165	7.9	180	7.6	210	6.9	240	6.1

RESUMO ANUAL DE 1977 EM CARMO - RJ

ANO:	1977	NUMERO DE CHUVAS:	1	PRECIPITACAO:	24.7 mm						
WEC=	5.0	WKE>10=	2.3	WKE>25=	.5	WEI30=	80.3				
CEC=	5.3	CKE>10=	2.4	CKE>25=	.5	CEI30=	85.1				
FEC=	4.1	FKE>10=	2.1	FKE>25=	.6	FEI30=	66.2				
INTENSIDADES MAXIMAS											
5	28.2	10	18.0	15	18.0	20	18.0	25	16.8	30	16.0
35	15.0	40	14.2	45	13.7	50	13.2	55	12.8	60	12.4
70	11.9	80	11.4	90	10.6	100	10.0	110	9.5	120	9.0
135	8.6	150	8.3	165	7.9	180	7.6	210	6.9	240	6.1

No arquivo *.OUT, WEC, WEK > 10 e WEK > 25 representam: a energia cinética a partir da equação básica de energia de Wischmeier ($e = 0,119 + 0,0873 \log I$), em MJ ha⁻¹, respectivamente, para todas as chuvas, para os segmentos de chuva com intensidade maior que 10 mm h⁻¹ e para os segmentos de chuva com intensidade maior que 25 mm h⁻¹; CEC, CKE > 10 e CKE > 25 representam, a energia cinética a partir da equação básica de energia de Wagner & Massambani ($e = 0,153 + 0,0645 \log I$), em MJ ha⁻¹, respectivamente, para todas as chuvas, para os segmentos de chuva com intensidade maior que 10 mm h⁻¹ e para os segmentos de chuva com intensidade maior que 25 mm h⁻¹; FEC, FKE > 10 e FKE > 25 representam, a energia cinética a partir da equação básica de energia de Brown e Foster, 1987 ($[e = 0,29 (1 - 0,72 e^{-0,05 i})]$), em MJ ha⁻¹, respectivamente, para todas as chuvas, para os segmentos de chuva com intensidade maior que 10 mm h⁻¹ e para os segmentos de chuva com intensidade maior que 25 mm h⁻¹; WEI₃₀, CEI₃₀ e FEI₃₀, representam o índice EI₃₀ calculado pelo produto do I₃₀, respectivamente com a energia de Wischmeier, de Wagner & Massambani e de Brown & Foster.

ANEXO V

EI₃₀

Modelo					Jack Knifing								
	Modelo	Co	C1	a	R ²	Vizinhos	b	a	R ²	Média	Variância	IJK	Dist. Máxima
Período													
Equações	Esférico	4000000	6000000	42,68	0,79	2	1315	0,80	0,70	1,47E-02	0,43	1317	10
	Esférico	3,54E-05	9800000	32,52	0,88	42	4,506	0,97	0,63	4,80E-02	0,98	7,149	95
	Esférico	0	9600000	31,49	0,91	24	1004	0,85	0,74	1,51E-03	0,74	1006	70
	Exponencial	0	10000000	46,81	0,82	7	-40,11	0,99	0,71	1,97E-02	0,72	-37,66	40
	Exponencial	0	9800000	43,41	0,79	7	-70,14	0,99	0,70	2,06E-02	0,70	-67,7	40
Série													
Histórica	Esférico	4000000	5000000	44,62	0,85	48	458,2	0,93	0,72	2,14E-03	0,48	460,3	105
	Esférico	2000000	7000000	37,68	0,85	20	755,2	0,90	0,75	-1,39E-02	0,52	757,4	65
	Exponencial	4000000	5000000	59,80	0,75	6	110,2	0,97	0,69	2,16E-02	0,48	112,4	40

KE>25

Período													
Equações	Esférico	447,01	1183,82	55,52	0,94	4	10,34	0,87	0,68	1,77E-02	0,61	12,54	35
	Exponencial	0	1644,18	53,56	0,96	7	-2,44	1,00	0,74	4,02E-02	0,66	1,16E-02	40
	Exponencial	0	1701,73	60,78	0,90	8	-2,51	1,01	0,74	3,18E-02	0,67	-5,44E-02	40
	Esférico	436,11	1220,23	58,57	0,90	6	7,71	0,89	0,66	5,35E-02	0,70	10,04	40
	Esférico	447,01	1183,82	55,52	0,91	3	10,02	0,88	0,71	1,19E-02	0,54	12,18	20
	Exponencial	0	1662,30	56,22	0,91	7	-2,16	1,00	0,74	3,87E-02	0,67	0,2965	40
Série													
Histórica	Esférico	476,41	1137,87	67,76	0,93	6	2,1	0,96	0,72	3,90E-02	0,59	4,419	40
	Esférico	510,10	1104,77	71,07	0,93	6	1,75	0,96	0,72	4,46E-02	0,58	4,071	40
	Exponencial	274,78	1373,35	77,52	0,92	7	-1,98	1,004	0,74	4,29E-02	0,64	0,449	40