



RÔMULO MAGALHÃES AMORIM

**GERAÇÃO DE UM MAPA DE ESCOAMENTO SUPERFICIAL DA SUB
BACIA DO RIO MOJI GUAÇU, UTILIZANDO IMAGENS DE
SENSORIAMENTO REMOTO**

Inconfidentes, MG.

2015

Rômulo Magalhães Amorim

**GERAÇÃO DE UM MAPA DE ESCOAMENTO SUPERFICIAL DA SUB
BACIA DO RIO MOJI GUAÇU, UTILIZANDO IMAGENS DE
SENSORIAMENTO REMOTO**

Trabalho apresentado ao curso de Engenharia de Agrimensura e Cartográfica como requisito parcial à obtenção do título de Engenheiro Agrimensor e Cartógrafo.

Orientador: Prof. Msc. Fabio Luiz Albarici.

Inconfidentes, MG.

2015

Rômulo Magalhães Amorim

**GERAÇÃO DE UM MAPA DE ESCOAMENTO SUPERFICIAL DA SUB
BACIA DO RIO MOJI GUAÇU, UTILIZANDO IMAGENS DE
SENSORIAMENTO REMOTO**

Data de Aprovação: _____ de _____ de 2015.

Prof. Msc. Fabio Luiz Albarici (IFSULDEMINAS – Campus Inconfidentes, MG)

**Prof. Dr. Miguel Angel Isaac Toledo Del Pino (IFSULDEMINAS – Campus
Inconfidentes, MG)**

Prof. Dr. João Batista Tavares Júnior (IFSULDEMINAS – Campus Inconfidentes, MG)

AGRADECIMENTOS

Primeiramente deixo meus agradecimentos ao meu orientador Professor Fabio Luiz Albarici que esteve presente desde o amadurecimento da idéia até o final de sua execução. Também ao Prof. Miguel Angel Isaac Toledo Del Pino que também teve uma participação crucial para a realização deste trabalho.

Aos meus pais Jarvas e Cleusa, agradeço o apoio e confiança durante minha formação. Mesmo sem saber ao certo qual era a matéria que eu precisava estudar eles sempre apostavam a meu favor. E meus irmãos, sempre com brincadeiras, mas também com sincero apoio.

Por fim agradeço ao NIPE (Núcleo Institucional de Pesquisa e Extensão do IFSULDEMINAS), pelo fomento disponibilizado para a compra da imagem, e pela bolsa de incentivo à pesquisa durante a execução do trabalho.

*[...] os sonhos determinam o
que se pretende. Ações determinam o que se
conquista...*

RESUMO

O escoamento superficial é a parte de uma chuva que mais gera transtornos às pessoas. Com a necessidade de estudá-lo e quantificá-lo com confiabilidade este trabalho teve como objetivo gerar um mapa do escoamento superficial da sub bacia do Rio Moji Guaçu à montante de Inconfidentes – MG, para subsidiar a identificação de locais de risco na área. A quantificação do escoamento superficial foi realizada pelo método SCS-USDA (*Soil Conservation Service*) desenvolvido pelo Departamento de Agricultura dos Estados Unidos. Este método necessita de uma variável (CN – *Curve Number*) cuja variabilidade se dá em função do uso e cobertura do solo. Para obter o mapa de uso e ocupação do solo, a Imagem THEOS (*THailand Earth Observation Satellite*) foi classificada empregando o método da Mínima Distância e da Máxima Verossimilhança para posteriormente determinar a variável CN. Em busca da melhor classificação foram integrados no processo os índices NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) e SAVI (*Soil Adjusted Vegetation Index*) e a banda SRTM (*Shuttle Radar Topographic Mission*). Outra variável necessária para o método SCS-USDA refere-se à pluviometria do local. Dados de estações pluviométricas foram coletados, tratados e interpolados pelo método do Inverso da Distância para então serem utilizados. O mapa final do escoamento superficial tem forte correlação com o resultado da classificação. Na identificação das áreas de risco o mapa do escoamento foi usado em conjunto com a imagem THEOS o que mostrou um ótimo método para interpretação de situações de alto índice de escoamento. A metodologia se mostrou eficiente no apoio à tomada de decisões e preferencialmente deve ser usada em meio digital.

ABSTRACT

Runoff is part of a rain that creates more problems for the people. The need to study it and quantify it with reliability this study aimed to generate a map of the runoff of the sub basin of the Rio Moji Guaçu upstream of Inconfidentes - MG, to support the identification of risk locations in the area. Quantification of runoff was conducted by USDA-SCS method (Soil Conservation Service) developed by the United States Department of Agriculture. This method requires a variable (CN - Curve Number) whose variability is a function of land use and land cover. For the map of use and occupation, the THEOS Image (Thailand Earth Observation Satellite) was classified using the method of Minimum Distance and Maximum Likelihood to later determine the CN variable. In search of better classification were integrated into the process the index NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) and SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index) and the band SRTM (Shuttle Radar Topographic Mission). Another variable required for the USDA-SCS method refers to local rainfall. Of rainfall stations data were collected, processed and interpolated by Inverse Distance method to be used then. The final map of the runoff has strong correlation with the result of the classification. The identification of risk areas of the flow map was used in conjunction with THEOS image which showed a great method for interpretation of high flow rate situations. The methodology proved effective in supporting decision-making and should preferably be used in digital media.

Sumário

1.	INTRODUÇÃO:	10
2.	REVISÃO DE LITERATURA	12
2.1.	CICLO HIDROLÓGICO:	12
2.2.	PRECIPITAÇÃO:	13
2.2.1.	<i>Interpolação pelo Método do Inverso da Distância</i>	15
2.3.	BACIA HIDROGRÁFICA:	16
2.4.	MÉTODO SCS-USDA OU <i>CURVE NUMBER</i>	18
2.5.	SENSORIAMENTO REMOTO	23
2.5.1.	<i>Imagem Digital</i>	23
2.5.2.	<i>Resoluções: Espectral, Radiométrica e Espacial</i>	24
2.5.3.	<i>Classificação de Imagem Digital</i>	26
2.5.4.	<i>Índice NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)</i>	29
2.5.5.	<i>Índice SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index)</i>	30
2.5.6.	<i>Banda SRTM (Shuttle Radar Topographic Mission)</i>	30
2.6.	ESTATÍSTICA DA CLASSIFICAÇÃO	31
2.6.1.	<i>Matriz de Confusão ou Matriz de Erros</i>	31
2.6.2.	<i>Exatidão Global</i>	32
2.6.3.	<i>Coeficiente Kappa (κ)</i>	33
2.7.	SOFTWARES	35
3.	MATERIAIS E MÉTODOS	36
3.1.	DADOS DE PRECIPITAÇÃO	36
3.2.	CARACTERIZAÇÃO DA SUB-BACIA	37
3.3.	CLASSIFICAÇÃO DA IMAGEM	38
3.3.1.	<i>Imagem THEOS (THailand Earth Observation Satellite)</i>	38
3.3.2.	<i>Classificação Digital</i>	40
3.4.	QUANTIFICAÇÃO DO ESCOAMENTO	42
4.	RESULTADOS E DISCUSSÃO	43
4.1.	PRECIPITAÇÃO	43
4.2.	DELIMITAÇÃO E CARACTERIZAÇÃO DA SUB-BACIA	47
4.3.	CLASSIFICAÇÃO DA IMAGEM THEOS	49
4.3.1.	<i>Imagens do NDVI, SAVI e SRTM</i>	49
4.3.2.	<i>Classificação</i>	53
4.4.	QUANTIFICAÇÃO DO ESCOAMENTO	61
4.5.	IDENTIFICAÇÃO DAS ÁREAS DE RISCO	65

5.	CONCLUSÃO	71
6.	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	72
7.	REFERÊNCIAS CONSULTADAS	76
8.	ANEXOS	77

LISTA DE FIGURAS

<i>Figura 1 - "Ciclo Hidrológico (Carvalho; Silva, 2006)".</i>	12
<i>Figura 02 - "Mapa de Solos do Estado de Minas Gerais (Fonte: UFV, 2010)".</i>	21
<i>Figura 03 - Representação do sistema de coordenadas de uma imagem digital.</i>	23
<i>Figura 04 - Representação do valor radiométrico em uma imagem digital.</i>	23
<i>Figura 05 - Esquema para visualização do IFOV (FONTE: Moreira, 2001).</i>	25
<i>Figura 06 - "Representação do arranjo da campanha do SRTM (Valeriano, 2004) "</i>	31
<i>Figura 07 - Demonstração do local de saída da bacia (Exutório).</i>	38
<i>Figura 08 - "Imagem da Sub Bacia em estudo dada pelo sensor THEOS".</i>	40
<i>Figura 09 - "Representação do Mapa Pluviométrico das Máximas Anuais Previstas pela Distribuição de Gumbel".</i>	45
<i>Figura 10 - "Representação da Imagem das Máximas Anuais Previstas pela Distribuição de Gumbel".</i>	46
<i>Figura 11 - "Representação do Mapa da Sub-Bacia do Rio Moji-Guaçu".</i>	48
<i>Figura 12 - "Representação da banda formada pelo índice NDVI".</i>	50
<i>Figura 13 - "Representação da banda formada pelo índice SAVI".</i>	51
<i>Figura 14 - "Representação do mapa do recorte feito na banda SRTM".</i>	52
<i>Figura 15 - "Representação do Mapa do Produto da Classificação da Integração entre a Imagem THEOS, banda SRTM e índice NDVI através do Método MAXVER".</i>	60
<i>Figura 16- "Representação da imagem das constantes CN de cada classe".</i>	62
<i>Figura 17 - "Mapa do Escoamento Superficial da Sub-Bacia do Rio Moji-Guaçu à Montante de Inconfidentes - MG".</i>	64
<i>Figura 18 - "Exemplo do selo que acompanha as imagens".</i>	65
<i>Figura 19 - "Local de Risco de Desmoronamento".</i>	66
<i>Figura 20 - "Área de Risco de Assoreamento de Curso D'água".</i>	67
<i>Figura 21 - "Local com pouca variação visual da cobertura, porém considerável variação no escoamento".</i>	68
<i>Figura 22 - "Comportamento na área urbanizada".</i>	69
<i>Figura 23 - "Apresentação de um erro passível de identificação".</i>	70

LISTA DE TABELAS

Tabela 01- "Média reduzida (Y_n) em relação ao número de amostras (N). Fonte (Tomaz, 2014)".	14
Tabela 02 - "Desvio padrão reduzido (S_n) em relação ao tamanho total da amostra. Fonte (Tomaz, 2014)".	14
Tabela 03 - "Valores de $F(c)$ em função da probabilidade (c) esperada para a amostra (Tomaz, 2014)".	15
Tabela 04 - "Grupo de Solo e suas características segundo Tucci (2007) e Setzer & Porto (1979)".	20
Tabela 05 - "Valores de CN em função do grupo de solo e de seu uso e ocupação".	22
Tabela 06 - "Representação da composição da Matriz de Confusão ou de Erros (FONTE: Figueiredo; Vieira, 2007, ADAPTADO)".	32
Tabela 07 - "Tabela de desempenho do Índice Kappa".	34
Tabela 08 - "Especificações Básicas do Sensor Thaichote (FONTE : http://www.globalgeo.com.br/satelite/theos/)".	39
Tabela 09 - "Dados da Distribuição de Gumbel para cada estação envolvida".	43
Tabela 10 - "Parâmetros da Sub-Bacia usados para sua caracterização".	47
Tabela 11- "Matriz de Confusão para a imagem THEOS pelo método da Mínima Distância".	53
Tabela 12 - "Matriz de Confusão para a imagem THEOS por MAXVER".	53
Tabela 13 - "Matriz de Confusão para a imagem THEOS integrada ao NDVI pelo método da Mínima Distância".	54
Tabela 14 - "Matriz de Confusão para a imagem THEOS integrada ao NDVI por MAXVER".	54
Tabela 15 - "Matriz de Confusão para a imagem THEOS integrada ao SAVI pelo método da Mínima Distância".	54
Tabela 16 - "Matriz de Confusão para a imagem THEOS integrada ao SAVI por MAXVER".	55
Tabela 17 - "Matriz de Confusão para a imagem THEOS integrada ao SRTM pelo método da Mínima Distância".	55
Tabela 18 - "Matriz de Confusão para a imagem THEOS integrada ao SRTM por MAXVER".	55
Tabela 19 - "Matriz de Confusão para a imagem THEOS integrada ao NDVI e SRTM pelo método da Mínima Distância".	56
Tabela 20 - "Matriz de Confusão para a imagem THEOS integrada ao NDVI e SRTM por MAXVER".	56
Tabela 21 - "Tabela de resultados para Kappa e Exatidão Global".	57
Tabela 22 - "Resultado do teste de significância para todos os índices Kappa calculados".	58
Tabela 23 - "Tabela dos valores de CN usados para cada Classe".	61

1. INTRODUÇÃO:

Um projeto hidráulico necessita de um estudo das condições da bacia ou sub-bacia que afetará diretamente ou indiretamente no projeto. O dimensionamento de obras hidráulicas é feito também com estudo do escoamento superficial de uma área de drenagem.

O primeiro passo no desenvolvimento de um projeto de drenagem é a análise hidrológica. Este processo caracteriza as descargas para todos os elementos do projeto e adjacentes a ele. Assim a análise hidrológica envolve a caracterização completa da área do projeto, por exemplo, a avaliação de impacto em rios, drenos e depressões, zonas de vegetação nativa e de uso da terra e também impacto da precipitação após a implantação do projeto (Robinson, Thagesen; 2004).

O levantamento de informações hidrológicas, no caso informações pluviométricas e fluviométricas, é realizado a partir de estações hidrométricas. A importância de cada estação desta está relacionada com o período de sua série histórica, quanto maior a quantidade de dados melhor para os cálculos hidrológicos. No Brasil algumas estações individualizadas apresentam mais de cem anos de dados, como por exemplo, a estação pluviométrica Morro Velho, com registros desde 1855 e a estação fluviométrica do Rio Negro com registros desde 1902. Contudo a coleta organizada destes dados iniciou-se no ano de 1920 através da Comissão de Estudos de Forças Hidráulicas (ANA, 2009).

Segundo Tucci (1997), a urbanização de áreas tem afetado significativamente a frequência das inundações, na produção de sedimentos e na deterioração da qualidade da água. Durante a urbanização em geral ocorre o aumento das vazões máximas locais.

“Para que se possa efetivamente planejar o impacto do desenvolvimento urbano é necessário quantificar os impactos decorrentes das alterações da bacia hidrográfica (Tucci, 1997).”

A partir do problema levantado por Tucci em que o efetivo planejamento só acontece após a quantificação dos impactos decorrentes das alterações da bacia, iniciou-se a busca para simplificar a quantificação do escoamento superficial. Possibilitando

assim, a previsão dos efeitos de alterações na superfície e estudos temporais de acordo com as mudanças ocorridas no espaço.

As características do escoamento na maioria dos métodos observados dependem da classe de cobertura do solo. Assim torna-se necessário o mapeamento ou generalização desta característica. Para o mapeamento de grandes áreas imagens de sensores orbitais com boa resolução espacial podem ser utilizadas. Este tipo de imagens ajuda na identificação destes problemas, pois abrangem toda a área de estudo. As imagens THEOS são pouco conhecidas e possui resolução espacial de 2 metros, e foi utilizada para a obtenção do mapa de escoamento.

Assim o objetivo deste trabalho é a geração de um mapa de escoamento superficial da região em estudo. Este produto em meio digital servirá como base para planejamento de obras hidráulicas, pois será possível prever mudanças na superfície e quantificar a influência no escoamento superficial sobre elas.

O parâmetro de qualidade deste mapa refere-se à obtida na classificação da imagem. No entanto o resultado da classificação será avaliado através do índice *Kappa* e também este terá sua significância testada com o teste *Z*.

A partir deste mapa pode-se realizar a identificação de áreas de risco, tanto de alagamentos como de deslizamentos, na sub-bacia do Rio Moji Guaçu à montante da cidade de Inconfidentes - MG. Para identificá-los são utilizados a imagem THEOS juntamente com o mapa do escoamento superficial. Locais com pouca cobertura do solo e altos valores de escoamento superficial serão caracterizados como zona de risco de deslizamento. Já os pontos de alagamento são identificados em locais de baixa declividade, geralmente próximos a cursos d'água, e alto volume de escoamento superficial.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1.CICLO HIDROLÓGICO:

O ciclo hidrológico está relacionado ao movimento e à troca de água nos seus diferentes estados. Estas trocas ocorrem devido a evaporação que resulta do aquecimento das águas pelo Sol, e a influência da gravidade, gerando a precipitação e o escoamento seja superficial ou subterrâneo (Carvalho; Silva, 2006).

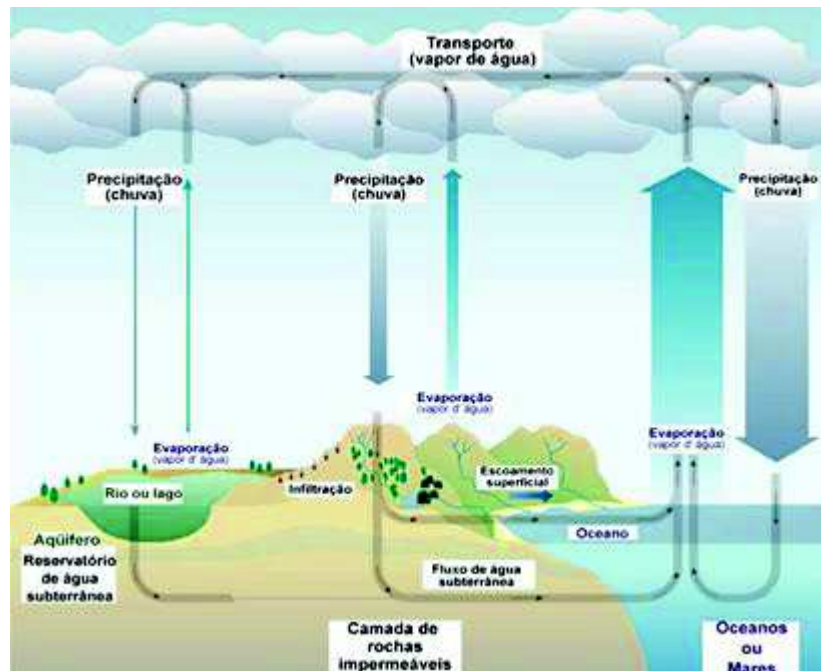


Figura 1 - "Ciclo Hidrológico FONTE:

<http://www.cprm.gov.br/publique/cgi/cgilua.exe/sys/start.htm?infoid=1376&sid=129>".

A parcela do ciclo que mais afeta o desenvolvimento urbano é o escoamento superficial, pois é a fase que trata a água na superfície. Com isso, a maioria dos estudos hidrológicos está ligado ao aproveitamento ou proteção da água superficial (Carvalho; Silva, 2006).

O escoamento superficial sofre influência de diversos fatores que podem ser de natureza climática ou fisiográfica, como a *Precipitação* e as *Características Físicas de uma Bacia Hidrográfica* (Villela; Mattos, 1975).

2.2.PRECIPITAÇÃO:

O grande desafio em trabalhar com dados pluviométricos no Brasil resume-se na disparidade entre os períodos de coleta e também na grande presença de falhas nos registros dos dados devido a defeitos nos aparelhos e também ausência do observador. Como em projetos hidráulicos o interessante é estudar os efeitos dos eventos extremos, utiliza-se alguma forma de distribuição estatística para este tipo de previsão.

A distribuição Gumbel tem apresentado grande importância no estudo de eventos extremos ocorridos na natureza, e tem sido aplicada com grande frequência na análise da precipitação pluvial máxima (Hartmann *et al.*, 2011). No Brasil utiliza-se a distribuição de Gumbel conforme duas metodologias: Righetto e Subramanya. Ambos reajustam os parâmetros da distribuição de Gumbel. O que se observa segundo Tomaz (2014), é que os valores encontrados através da metodologia de Righetto são menores do que através de Subramanya.

Conforme Tomaz (2014), a distribuição de Gumbel proposta por Subramanya (2008) determina o evento extremo para um determinado período de retorno pela equação seguinte:

$$X_T = X_m + \sigma . K \quad (1)$$

Sendo:

X_T = valor extremo para um determinado período de retorno;

X_m = valor médio da amostra;

σ = desvio padrão da amostra;

K = fator de frequência determinado por:

$$K = y_T - y_n / S_n \quad (2)$$

Onde:

y_T pode ser calculado através da relação logarítmica do período de retorno (T) dado em anos, segundo a equação seguinte:

$$y_T = -(\ln(\ln(T/(T - 1)))) \quad (3)$$

A variável y_n representa a média reduzida fornecida pela Tabela (01) dado em função do tamanho da amostra N e S_n equivale ao desvio padrão reduzido fornecido pela Tabela (02) também em função do tamanho da amostra.

Tabela 01- "Média reduzida (Y_n) em relação ao numero de amostras (N). Fonte (Tomaz, 2014)".

N	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
10	0,4952	0,4996	0,5035	0,507	0,51	0,5128	0,5157	0,518	0,5202	0,522
20	0,5236	0,5252	0,5268	0,5283	0,5296	0,5309	0,532	0,5332	0,5343	0,5353
30	0,5362	0,5371	0,538	0,5388	0,5396	0,5402	0,5411	0,5418	0,5424	0,543
40	0,5436	0,5442	0,5448	0,5453	0,5458	0,5463	0,5468	0,5473	0,5477	0,5481
50	0,5485	0,5489	0,5493	0,5497	0,5501	0,5504	0,5508	0,5511	0,5515	0,5518
60	0,5521	0,5524	0,5527	0,553	0,5533	0,5535	0,5538	0,554	0,5543	0,5545
70	0,5548	0,555	0,5552	0,5555	0,5557	0,5559	0,5561	0,5563	0,5565	0,5567
80	0,5569	0,557	0,5572	0,5574	0,5576	0,5578	0,558	0,5581	0,5583	0,5585
90	0,5586	0,5587	0,5589	0,5591	0,5592	0,5593	0,5595	0,5596	0,5598	0,5599
100	0,56									

Tabela 02 - "Desvio padrão reduzido (S_n) em relação ao tamanho total da amostra. Fonte (Tomaz, 2014)".

N	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
10	0,9496	0,9676	0,9833	0,9972	1,0095	1,0206	1,0316	1,0411	1,0493	1,0565
20	1,0628	1,0696	1,0754	1,0811	1,0864	1,0915	1,0961	1,1004	1,1047	1,1086
30	1,1124	1,1159	1,1193	1,1226	1,1255	1,1285	1,1313	1,1339	1,1363	1,1388
40	1,1413	1,1436	1,1458	1,148	1,1499	1,1519	1,1538	1,1557	1,1574	1,159
50	1,1607	1,1623	1,1638	1,1658	1,1667	1,1681	1,1696	1,1708	1,1721	1,1734
60	1,1747	1,1759	1,177	1,1782	1,1793	1,1803	1,1814	1,1824	1,1834	1,1844
70	1,1854	1,1863	1,1873	1,1881	1,189	1,1898	1,1906	1,1915	1,1923	1,193
80	1,1938	1,1945	1,1953	1,1959	1,1967	1,1973	1,198	1,1987	1,1994	1,2001
90	1,2007	1,2013	1,202	1,2026	1,2032	1,2039	1,2044	1,2049	1,2055	1,206
100	1,2065									

O período de retorno ou período de recorrência (T) de um evento é o tempo em anos que esse evento é igualado ou superado pelo menos uma vez (Villela; Mattos, 1975).

Segundo Villela & Mattos (1975), a fixação do período de retorno das enchentes se faz por critérios, tais como: vida útil, tipo de estrutura, facilidade de reparação e ampliação e perigo de perda de vida.

O método de Subramanya ainda utiliza uma maneira para estimar os limites de confiança para o valor extremo calculado (X_T). O limite de confiança da amostra X_T será (Tomaz, 2014):

$$X_{T_superior} = X_T + f(c).S_e \quad (4)$$

$$X_{T_inferior} = X_T - f(c) \cdot S_e \quad (5)$$

O valor para $f(c)$ é obtido na Tabela (03) de acordo com a escolha da probabilidade de confiança esperada. Para S_e que representa o erro provável de se encontrar, seu valor pode ser calculado através da equação (8):

$$S_e = b \cdot \sigma / N^{0,5} \quad (6)$$

Onde:

S_e = erro provável;

σ = desvio padrão da amostra;

N = número total de amostras;

b = constante fornecida pela equação (7):

$$b = \sqrt{1 + 1,3 \cdot K + 1,1 \cdot K^2} \quad (7)$$

Obs.: o valor de K é o mesmo obtido anteriormente pela da equação (2);

Tabela 03 - "Valores de $F(c)$ em função da probabilidade (c) esperada para a amostra (Tomaz, 2014)".

Valores de $F(c)$ em função da confiança da probabilidade.						
c em %	50	68	80	90	95	99
$F(c)$	0,674	1,00	1,282	1,645	1,96	2,58

2.2.1. Interpolação pelo Método do Inverso da Distância

A interpolação pelo Método do Inverso da Distância se dá da seguinte forma (Mello *et. al.*, 2003):

$$x_p = \frac{\sum_{n=1}^n \left(\frac{1}{d_i} x_i \right)}{\sum_{n=1}^n \left(\frac{1}{d_i} \right)} \quad (8)$$

Onde:

x_p = variável interpolada;

x_i = variável da i-ésima localidade vizinha;

d_i = distância euclidiana entre o i-ésimo ponto de vizinhança e o ponto amostrado;

2.3.BACIA HIDROGRÁFICA:

Para a delimitação de uma bacia hidrográfica usa-se de sua definição que segundo Álvares *et.al.* (2012) pode ser adotada como:

“denomina-se bacia hidrográfica a área de drenagem à montante de uma determinada secção no curso de água da qual aquela área é tributária; essa área, também chamada cumeada, é limitada por um divisor de águas que separa duas bacias adjacentes, que pode ser determinado nas cartas topográficas. As águas superficiais, originárias de qualquer ponto da área delimitada pelo divisor, saem da bacia passando pela secção definida pelo ponto mais baixo do divisor, por onde passa também, forçosamente, o rio principal da bacia. Em geral considera-se que o divisor das águas subterrâneas coincide com o das águas superficiais; entretanto essa coincidência não se verifica em todos os casos, e substancial parcela de água pode se escoar de uma bacia para outra, subterraneamente.”

Existem fatores e coeficientes que são calculados de acordo com as características de uma bacia hidrográfica. Esses são usados para verificar a tendência ou não de uma bacia proporcionar enchentes após precipitações intensas.

Segundo Villela & Mattos (1975), as principais características físicas de uma bacia são: área de drenagem, forma da bacia, sistema de drenagem e características do relevo de uma bacia.

A área de drenagem resume-se na área da bacia hidrográfica acima da seção de estudo, área delimitada pelo divisor de águas conforme a definição apresentada anteriormente.

Para caracterizar a forma de uma bacia são usados diversos índices, tais como: coeficiente de compacidade e fator de forma (Toledo Del Pino, 2013).

Coeficiente de compacidade (kc) – relação entre o perímetro da bacia e o perímetro de um círculo de área igual à da bacia, como a relação é entre grandezas de mesma unidade se torna um coeficiente adimensional (Toledo Del Pino, 2013).

$$Kc = \frac{P_{BH}}{P_C} \Rightarrow Kc = 0,28 \cdot \frac{P_{BH}}{\sqrt{A_{BH}}} \quad (9)$$

P_{BH} ; A_{BH} = perímetro e área da bacia respectivamente;

P_C = perímetro do círculo de área igual a da bacia;

Quanto mais próxima de um círculo é a forma de uma bacia maior a conversão do escoamento superficial em um pequeno trecho do rio principal podendo causar as cheias. Portanto à medida que Kc se aproxima de 1, maior a propensão de ocorrência de cheias na bacia em estudo (Toledo Del Pino, 2013).

Fator de forma (kf) é a razão entre a largura média da bacia hidrográfica e seu comprimento axial. O comprimento axial é a medida, em linha reta, do local da seção no rio principal (exutório) ao ponto mais extremo da bacia (mais distante) (Toledo Del Pino, 2013).

$$Kf = \frac{L_{Média}}{L_{Axial}} \quad (10)$$

L_{medio} = Largura média da bacia;

L_{axial} = Comprimento axial;

O fator de forma pode assumir os seguintes valores e interpretações:

1,00 – 0,75 = bacia sujeita a enchentes;

0,75 – 0,5 = tendência média para ocorrência de cheias;

< 0,5 = baixa tendência para ocorrência de cheias;

2.4. MÉTODO SCS-USDA ou *Curve Number*

Pelo método do número da curva pode-se determinar a lâmina (volume por unidade de área da bacia) de escoamento superficial a partir de dados de precipitação e de outros parâmetros da bacia. Foi desenvolvido pelo *Soil Conservation Service* em 1972, vinculado ao Departamento de Agricultura dos Estados Unidos (*SCS-USDA*), a partir de dados de grande número de bacias experimentais, tendo a análise dessas informações permitindo evidenciar a seguinte relação (Pruski; Brandão; Silva, 2006):

$$\frac{I}{S} = \frac{ES}{Pe} \quad (11)$$

Em que:

I = infiltração acumulada após o início do escoamento superficial (mm);

S = infiltração potencial (mm);

ES = escoamento superficial total (mm);

Pe = escoamento potencial ou excesso de precipitação (mm);

Segundo Pruski, Brandão & Silva (2006), a equação (10) é válida a partir do escoamento superficial. Portanto, tem-se

$$Pe = PT - Ia \quad (12)$$

PT = precipitação total (mm);

Ia = absorções iniciais (mm);

As abstrações iniciais correspondem a toda precipitação que ocorre antes do início do escoamento superficial, englobando, portanto, além da ocorrida durante esses dois processos. Após a ocorrência das abstrações iniciais, começa o escoamento superficial. A partir deste momento, tem-se que (Pruski; Brandão; Silva, 2006):

$$Pe = ES + I \Leftrightarrow I = Pe - ES \quad (13)$$

Substituindo (12) em (10):

$$ES = \frac{Pe^2}{Pe+S} \quad (14)$$

Ao analisar o comportamento das bacias experimentais estudadas, foi possível ao SCS-USDA evidenciar que:

$$Ia = 0,2 * S \quad (15)$$

Substituindo as equações (15) e (12) na equação (14), tem-se que:

$$ES = \frac{(PT-0,2*S)^2}{(PT+0,8*S)} \quad (16)$$

O SCS-USDA obteve, a partir da análise de uma série de hidrogramas associados a diferentes bacias hidrográficas, a seguinte relação:

$$S = \frac{25400}{CN} - 254 \quad (17)$$

Em que CN é o Número da Curva (*Curve Number*), cujo valor pode variar entre 1 e 100, e depende do uso e manejo da terra, do grupo de solo, da condição hidrológica e da umidade antecedente do solo (Pruski; Brandão; Silva, 2006). Os quatro grupos de solos com suas características propostas por Tucci (2007) e Setzer & Porto (1979) estão representados na Tabela (04).

O grupo de solo predominante na bacia em estudo faz referência ao Mapa de solos do Estado de Minas Gerais Belo Horizonte da parceria: Universidade Federal de Viçosa; Fundação Centro Tecnológico de Minas Gerais; Universidade Federal de Lavras; Fundação Estadual do Meio Ambiente do ano de 2010. Uma imagem deste mapa está representada pela figura 2 fora da escala original.

Tabela 04 - "Grupo de Solo e suas características segundo Tucci (2007) e Setzer & Porto (1979)".

Grupo	Características do solo
A	<p>Solos arenosos com baixo teor de argila total, inferior a 8%, não havendo rocha nem camadas argilosas e nem mesmo densificadas até a profundidade de 1,5m. O teor de húmus é muito baixo, não atingindo 1% (Setzer; Porto, 1979).</p> <p>Solos que produzem baixo escoamento superficial e alta infiltração. Solos arenosos profundos com pouco silte e argila (Tucci, 2007).</p>
B	<p>Solos arenosos menos profundos que os do Grupo A e com menor teor de argila total, porém ainda inferior a 15%. No caso de terras roxas, esse limite pode subir a 20% graças à maior porosidade. Os dois teores de húmus podem subir, respectivamente, a 1,2 e 1,5%. Não pode haver pedras e nem camadas argilosas até 1,5m, mas é, quase sempre, presente camada mais densificada que a camada superficial (Setzer; Porto, 1979).</p> <p>Solos menos permeáveis do que o anterior, solos arenosos menos profundo do que o tipo A e com permeabilidade superior à média (Tucci, 2007).</p>
C	<p>Solos barrentos com teor total de argila de 20% a 30%, mas sem camadas argilosas impermeáveis ou contendo pedras até profundidade de 1,2m. No caso de terras roxas, esses dois limites máximos podem ser de 40% e 1,5m. Nota-se a cerca de 60cm de profundidade, camada mais densificada que no Grupo B, mas ainda longe das condições de impermeabilidade (Setzer; Porto, 1979).</p> <p>Solos que geram escoamento superficial acima da média e com capacidade de infiltração abaixo da média, contendo porcentagem considerável de argila e pouco profundo (Tucci, 2007).</p>
D	<p>Solos argilosos (30% a 40% de argila total) e ainda com camada densificada a uns 50cm de profundidade. Ou solos arenosos como do grupo B, mas com camada argilosa quase impermeável ou horizonte de seixos rolados (Setzer; Porto, 1979).</p> <p>Solos contendo argilas expansivas e pouco profundos com muito baixa capacidade de infiltração, gerando a maior proporção de escoamento superficial (Tucci, 2007).</p>

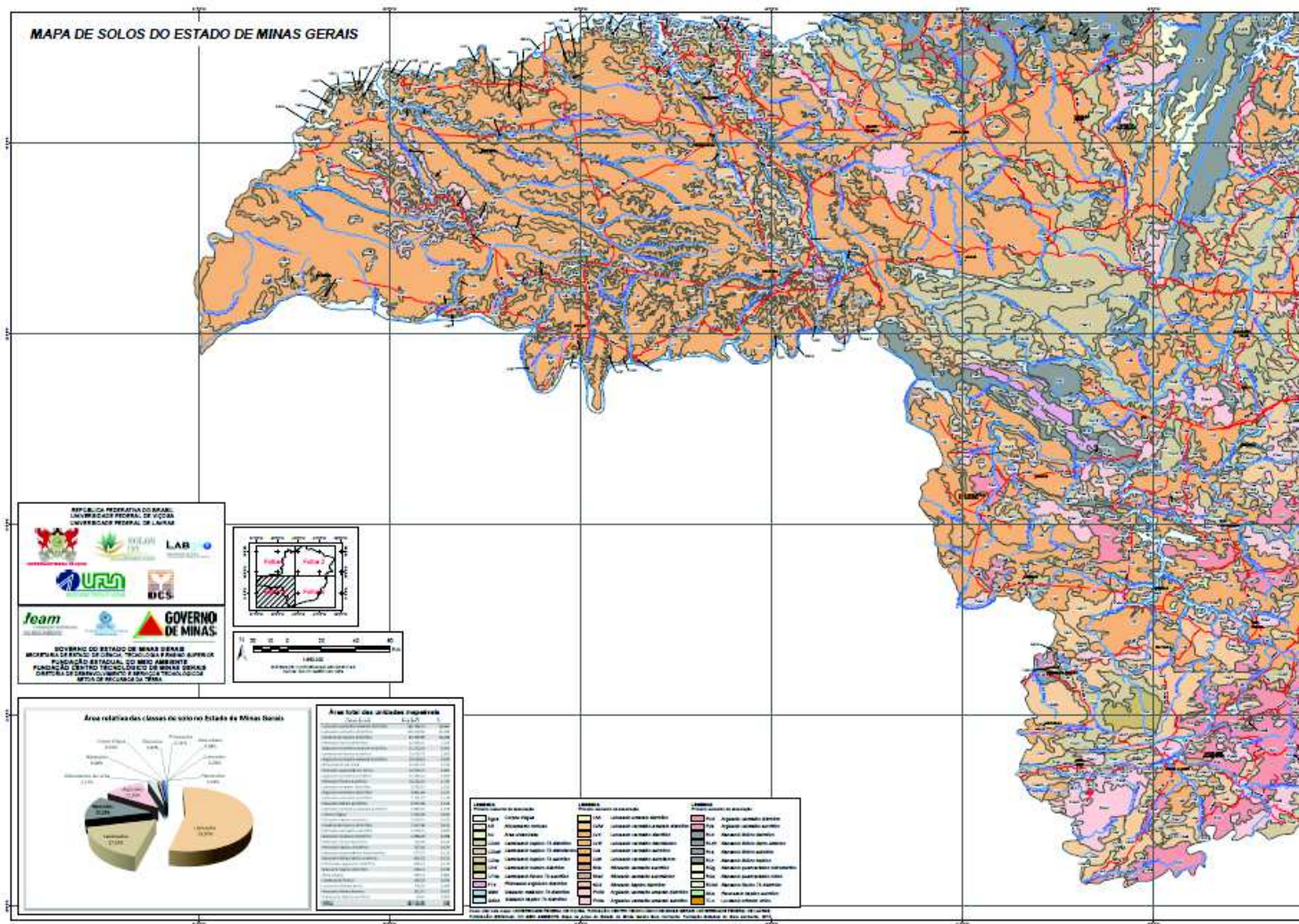


Figura 02 - "Mapa de Solos do Estado de Minas Gerais (Fonte: UFV, 2010)".

Verificado o grupo de solo predominante na área de estudo a Tabela (05) define o valor de CN (*Curve Number*) de acordo com a cobertura e uso do solo local.

Tabela 05 - "Valores de CN em função do grupo de solo e de seu uso e ocupação".

Uso do Solo	Superfície do Solo	Grupo de Solo			
		A	B	C	D
Solo Lavrado	Com sulcos retilíneos	77	86	91	94
	Em fileiras retas	70	80	87	90
Plantações Regulares	Em curvas de nível	67	77	83	87
	Terraceado em nível	64	76	84	88
	Em fileiras retas	64	76	84	88
Plantações de Cereais	Em curvas de nível	62	74	82	85
	Terraceado em nível	60	71	79	82
	Em fileiras retas	62	75	83	87
Plantações de Legumes ou Cultivados	Em curvas de nível	60	72	81	84
	Terraceado em nível	57	70	78	89
	Pobres	68	79	86	89
	Normais	49	69	79	94
	Boas	39	61	74	80
Pastagens	Pobres, em curvas de nível	47	67	81	84
	Normais, em curvas de nível	25	59	75	83
	Boas, em curvas de nível	6	35	70	79
Campos Permanentes	Esparsas	30	58	71	78
	Esparsas, de baixa transpiração	45	66	77	83
	Normais	36	60	73	79
	Normais de alta transpiração	25	55	70	77
Chácaras Estrada de Terra	Normais	56	75	86	91
	Más	72	82	87	89
	De superfície Dura	74	84	90	92
Florestas	Muito Esparsas baixa transpiração	56	75	86	91
	Esparsas	46	68	78	84
	Densas de alta transpiração	26	52	62	69
	Normais	36	60	70	76

O conhecimento do uso e cobertura do solo é um pré-requisito indispensável quando se pretende caracterizar uma paisagem e, principalmente para melhor dimensionar o planejamento das ações de preservação, conservação e recuperação (Valente; Vettorazzi, 2003). Em se tratando do método SCS-USDA de quantificação do

escoamento superficial o mapeamento do uso e ocupação do solo será aplicado na identificação das classes previstas pela tabela dos valores de CN (Tabela 05). O uso de imagens de sensores orbitais tem sido muito eficiente para estes casos.

2.5. SENSORIAMENTO REMOTO

2.5.1. Imagem Digital

Uma imagem digital é uma matriz bidimensional que define um conjunto de células ou *pixels*. Cada *pixel* é definido pelas coordenadas espaciais (x,y), como esquematizado na figura 03; e por um valor de brilho (nível de cinza), correspondentes ao valor radiométrico registrado pelo sensor, como mostra a figura 04. (Silva *et al.*; 2004) A figura 3 exemplifica uma imagem digital:

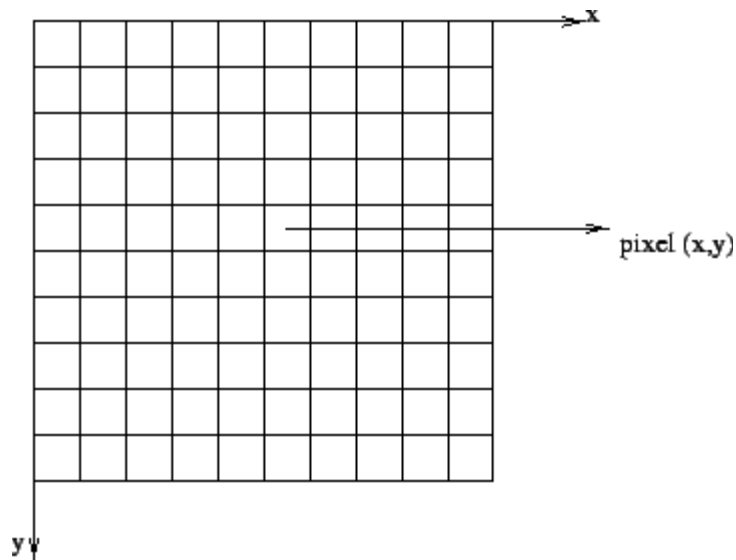


Figura 03 - Representação do sistema de coordenadas de uma imagem digital.

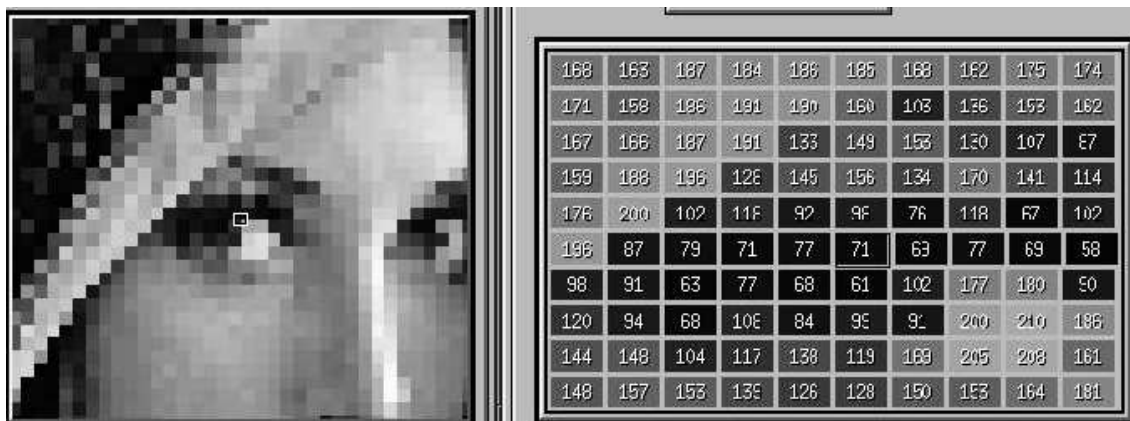


Figura 04 - Representação do valor radiométrico em uma imagem digital.

2.5.2. Resoluções: Espectral, Radiométrica e Espacial

Para avaliar a capacidade da imagem em distinguir características específicas ao registrar a Radiação Eletromagnética (REM) utiliza-se o conceito de: Resolução Espectral, Radiométrica e Espacial.

A resolução espectral é definida como a capacidade de um sensor de medir a reflectância de uma determinada faixa de comprimento da onda eletromagnética. A banda espectral mais estreita significa a resolução mais alta. A resolução espectral é usada para detectar as características distintas da reflectância em determinadas bandas específicas das diferentes superfícies (Liu, 2006).

Em outras palavras, refere-se à melhor ou à pior caracterização dos alvos em função da largura da banda espectral em que o sensor opera. Quanto mais fina for a largura de faixa que opera um determinado sensor, melhor é sua resolução espectral. Por outro lado, se um sistema sensor possui detectores operando em mais de uma faixa espectral, do espectro eletromagnético, o sistema é dito multi-espectral, porque registra a radiação eletromagnética proveniente dos alvos em várias faixas espectrais (Moreira, 2001).

A resolução radiométrica de um sensor refere-se à capacidade que este sensor tem de poder discriminar, numa área imageada, alvos com pequenas diferenças de radiação refletida e/ou emitida. A radiação ao incidir no detector é transformada em sinal elétrico, ampliada e retransmitida para um sistema de recepção ou gravada em dispositivos (gravadores), contidos na plataforma. Desta forma, pode-se dizer que a resolução radiométrica está associada à capacidade do sistema sensor em discriminar sinais elétricos com pequenas diferenças de intensidade. Para representar esses valores da intensidade do sinal elétrico, que são enviados ou gravados a bordo, atribui-se tons de cinza, que variam de escuro, para o valor de intensidade igual ou próximo de zero, e cinza claro para o maior valor de máxima intensidade (Moreira, 2001).

A quantidade de níveis de cinza que um dado produto de satélite pode apresentar depende do sistema de gravação do sensor. Por exemplo, se os sinais são

gravados em 2 bits, a resolução radiométrica será de 4 níveis digitais ou níveis de cinza. Isso quer dizer que, se numa dada área imageada por este sensor, tiver 50 alvos com reflectâncias diferentes, essas reflectâncias serão representadas por apenas 4 níveis de cinza (Moreira, 2001).

A resolução espacial de imagem é função do ângulo de abertura e distância focal do sensor (câmera) e refere-se à capacidade do sensor distinguir os objetos contidos na superfície. Para isto, é necessário definir a área do campo de visada do detector, em determinado instante e altitude de voo. O ângulo definido pela projeção geométrica do detector é denominado de campo de visada instantânea (*Instantaneous Field of View*, IFOV), ou seja, o IFOV define a porção do terreno que é focalizada pelo sensor a uma dada altitude de voo (Santos, 2009).

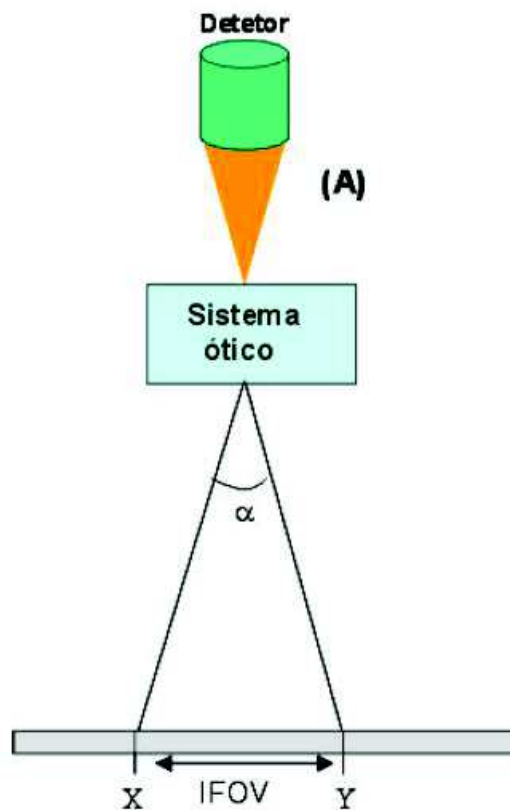


Figura 05 - Esquema para visualização do IFOV (FONTE: Moreira, 2001).

2.5.3. Classificação de Imagem Digital

Segundo Liu (2006), o monitoramento de evoluções do uso do solo, ecossistema e de eventos catastróficos da superfície pode ser realizado através de imagens digitais de satélites. As imagens geradas pelos satélites podem ser usadas para identificar áreas de uso do solo de três maneiras:

a) Identificação, classificação, delineamento e estimativa das áreas ocupadas pelas várias classes de uso do solo baseadas nas imagens de satélites. Os dados de observações na superfície terrestre são usados para treinamento no processo da classificação, validação dos métodos de classificação e análise da mistura espectral;

b) As imagens de satélites podem auxiliar o levantamento das amostras para classificação de várias maneiras, incluindo: definição das unidades das amostras, estratificação das amostras, documentação gráfica para o levantamento em campo e controle de qualidade da coleta de dados em campo;

c) As técnicas de regressão estatística e os softwares de Sistema de Informações Geográficas (SIG) podem ser aplicados para monitorar e prever as evoluções espaciais e temporais da superfície, combinando as informações de imagens de satélites com as obtidas por meio do levantamento em campo;

A identificação das classes de uso e ocupação do solo será feita a partir da classificação da imagem THEOS. Richards (1986) & Novo (1989) *apud* Galo (2003) define classificação como um método usado para rotular os pixels de uma cena a partir de suas características espectrais, sendo essa categorização implementada por um programa computacional habilitado a reconhecer os pixels espectralmente similares. As técnicas de classificação digital implicam na implementação de um processo de decisão para que o computador possa atribuir certo conjunto de pontos (pixels) a uma determinada classe.

Os métodos de classificação podem ser supervisionados ou não, no entanto os métodos supervisionados geralmente apresentam melhores resultados no agrupamento dos pixels.

Segundo Galo (2003), a classificação não-supervisionada de dados multi-espectrais, é um meio pelo qual os pixels de uma imagem são associados a classes

espectrais sem que haja um conhecimento prévio da existência ou nome dessas classes. Já a classificação supervisionada é a que se constitui na ferramenta analítica essencial usada na extração de informação quantitativa a partir de dados de sensoriamento remoto. Isto porque, segundo IBGE (2000), para implementação da classificação supervisionada o analista, a partir do conhecimento da área ou por inferências, relaciona áreas da imagem com as classes de cobertura da terra que deseja separar. As classes são, portanto, definidas a priori e o processo de classificação visa a enquadrar cada pixel a uma classe.

Para auxiliar na classificação é comum o uso de índices de vegetação tais como NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) e SAVI (*Soil Adjusted Vegetation Index*). Os índices de vegetação são transformações lineares de bandas espectrais, geralmente nas faixas do vermelho e infravermelho próximo (Epiphany; Gleriani; Formaggio, 1996). O resultado de cada índice é uma banda que passa a integrar aos métodos de classificação citados acima. Outro material que pode ser integrado aos arquivos para classificação é a banda da campanha SRTM (*Shuttle Radar Topographic Mission*).

2.5.3.1. Método da Mínima Distância

O método da Mínima Distância é um método de classificação supervisionado e utiliza-se da média dos pixels da amostra para assinalar um pixel desconhecido a uma determinada classe (Ribeiro, 2003).

Segundo Ribeiro (2003), a regra de decisão para a classificação por Mínima Distância funciona com o cálculo da distância euclidiana de cada pixel até a média de cada amostra. O algoritmo faz isso para todas as bandas envolvidas na classificação e atribui o pixel desconhecido a classe que apresentar a menor distância. A distância geralmente é calculada usando o teorema de Pitágoras, cuja equação geral é:

$$D_{AB} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i + b_i)^2} \quad (22)$$

Onde:

D_{AB} = distância do Pixel desconhecido até a média da amostra de uma classe dada em cada banda;

a_i = valor numérico do pixel desconhecido;

b_i = valor numérico da média da amostra de determinada classe em determinada banda;

Para o caso de integração de dados com modelos de elevação ou índices de vegetação calcula-se a distância do pixel desconhecido até a média da amostra coletada na correspondente banda. Assim atribui-se o pixel a classe que apresentar a menor distância independente da banda. A integração de dados apresenta-se vantajosa pelo fato de aumentar as opções de comparação aumentando também as chances de acerto na classificação.

2.5.3.2. Método da Máxima Verossimilhança

O método da Máxima Verossimilhança (MAXVER) também é um método supervisionado de classificação e utiliza tanto a média como também a covariância das amostras para assinalar um pixel a uma determinada classe. Com esses dados torna-se possível computar a probabilidade estatística de pixel pertencer à classe. Funções de densidade de probabilidade são usadas para classificar um pixel desconhecido, computando a probabilidade com que este venha a pertencer a uma dada categoria. Depois de calculada a probabilidade para cada categoria é atribuído ao pixel o valor da categoria que resultou na maior probabilidade, ou valor nulo, caso todas as probabilidades não atinjam um valor mínimo pré-estabelecido (Ribeiro, 2003). Contudo este método utiliza a ponderação das distâncias entre médias dos níveis digitais das classes utilizando parâmetros estatísticos, isto é, considerando a distribuição de probabilidade normal para cada classe (Ribeiro; Centeno, 2001).

A lógica para a regra de decisão para um classificador MAXVER segundo Ribeiro (2003) é a seguinte:

Considerando que X seja o vetor das medidas dos pixels desconhecidos para cada banda, num total de n bandas como representado;

$$X = \begin{pmatrix} VN_{ij1} \\ VN_{ij2} \\ \vdots \\ VN_{ijn} \end{pmatrix} \quad (23)$$

O pixel X será assinalado na classe c se e somente se $P_c \geq P_i$, sendo que:

P_c = probabilidade de X pertencer à classe c ;

P_i = probabilidade de X pertencer à qualquer outra classe;

Obs.: o índice i varia de 1 até n classes; e o índice c quer dizer a classe que está sendo comparada no momento;

Para a função de densidade de probabilidade pode-se utilizar a equação (24) seguinte:

$$P_c = [-0,5 \cdot \log_e(\det(V_c))] - [0,5 \cdot (X - M_c)^T \cdot (V_c)^{-1} \cdot (X - M_c)] \quad (24)$$

Nesta equação V_c corresponde à matriz de covariância da classe c contemplando todas as bandas; e M_c é o vetor das médias para cada classe c (Ribeiro, 2003).

Obs.: o índice T é a transposta da matriz e o índice -1 é a inversa da matriz;

2.5.4. Índice NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*)

O índice de vegetação mais conhecido e utilizado é o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI – *Normalized Difference Vegetation Index*). Segundo Rouse *et al.* (1974) *apud* Gurgel (2000), o NDVI é expresso pela razão entre a diferença da medida da reflectância nos canais do infravermelho próximo e vermelho e a soma desses canais. Assim o NDVI é expresso por:

$$NDVI = (\rho_{NIR} - \rho_{Red}) / (\rho_{NIR} + \rho_{Red}) \quad (25)$$

Onde: ρ_{Red} e ρ_{NIR} representam, respectivamente, os valores de reflectância na região do vermelho e infravermelho próximo do espectro eletromagnético de objetos na superfície terrestre.

2.5.5. Índice SAVI (*Soil Adjusted Vegetation Index*)

Outro índice usado neste trabalho foi o índice SAVI. Segundo Ponzoni & Shimabukuro (2007) pela sensibilidade dos índices de vegetação em relação ao material de fundo (solo) é maior em dosséis com níveis médios de cobertura vegetal (50% de cobertura verde). Por isso, no SAVI introduz-se uma constante “L” que tem a função de minimizar o efeito do solo no resultado final do índice. Esta constante foi estimada a partir de considerações feitas por Huete (1988) e introduzidas nas medições experimentais da Reflectância, calculada para as bandas do infravermelho próximo e do vermelho em duas culturas agrícolas - algodão e pastagem.

Assim, a fórmula para o cálculo do SAVI fica:

$$\text{SAVI} = [(\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{Red}} / \rho_{\text{NIR}} + \rho_{\text{Red}}) \cdot (L)] \cdot (1 + L) \quad (26)$$

Onde: ρ_{Red} e ρ_{NIR} também representam, respectivamente, os valores de reflectância na região do vermelho e infravermelho próximo.

Para ‘L’ os valores ótimos são 1, 0.5 e 0.25 variando pela condição de densidade da vegetação como a região de trabalho possui uma vegetação variada foi utilizado 0.5.

2.5.6. Banda SRTM (*Shuttle Radar Topographic Mission*)

Segundo Valeriano (2004), o arranjo da missão da campanha SRTM foi projetado para coletar medidas tridimensionais da superfície terrestre pela interferometria. Para tanto, a nave foi munida de um mastro de 60m, em cuja extremidade foram instaladas antenas para bandas C e X, além de melhorados os dispositivos de controle e navegação como mostra a figura 06. O processamento dos dados coletados visou à formação de um MDE (Modelo Digital de Elevação) mundial, elaborado continente por continente, iniciado com a América do Norte.

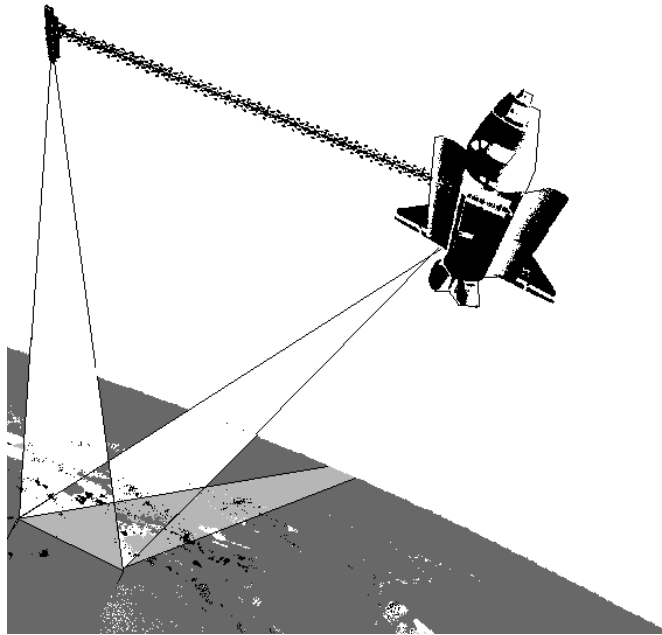


Figura 06 - "Representação do arranjo da campanha do SRTM (Valeriano, 2004) "

No início eram disponibilizados dados com resolução espacial de 3" ou $0,000833^\circ$ (90m) porém a partir do dia 23 de setembro de 2014 os dados SRTM passariam a ser disponibilizados com resolução espacial de 1" ou $0,000277^\circ$ (30m) (PRATES, 2014). As imagens SRTM estão disponíveis em: <http://www.dsr.inpe.br/topodata/data/geotiff/>.

2.6. ESTATÍSTICA DA CLASSIFICAÇÃO

O método padrão de avaliação da precisão temática atualmente tem sido índices derivados da matriz de confusão ou matriz de erros. Funcionando como um instrumento de avaliação da classificação a matriz de confusão fornece a base para descrever a precisão e caracterizar os erros cometidos. De uma matriz de confusão podem derivar vários índices, tais como: exatidão global e coeficiente Kappa (Foody, 2002).

2.6.1. Matriz de Confusão ou Matriz de Erros

A matriz de confusão é formada por um arranjo quadrado de números dispostos em linhas e colunas que expressam a quantidade de pixels de uma classe com relação às demais; quantidades inferidas por um classificador (ou regra de decisão), comparado com as amostras consideradas verdades de campo (Congalton, 1991).

Os dados tomados como Verdade de Campo são cruzados com os dados obtidos na Classificação ao representar um nas linhas e outro nas colunas da matriz. Os elementos da diagonal principal indicam o nível de acerto, ou concordância entre os dois conjuntos de dados (Figueiredo; Vieira, 2007). A Tabela 06 mostra a disposição dos dados da matriz de confusão considerando o grupo Verdade de Campo nas colunas e a Classificação nas linhas:

Tabela 06 - "Representação da composição da Matriz de Confusão ou de Erros (FONTE: Figueiredo; Vieira, 2007, ADAPTADO)".

Classificação	Verdade de Campo			Total nas linhas ni+
	1	2	C	
1	X ₁₁	X ₁₂	X _{1c}	X ₁₊
2	X ₂₁	X ₂₂	X _{2c}	X ₂₊
C	X _{c1}	X _{c2}	X _{cc}	X _{c+}
Total nas colunas n+i	X ₊₁	X ₊₂	X _{+c}	n

Os índices que são obtidos da Matriz de Confusão são: Exatidão Global (G); e precisão de classes individuais: precisão de produtor (Erros de Omissão) e precisão de usuário (Erros de Comissão); e Índice ou Coeficiente *Kappa* (κ).

2.6.2. Exatidão Global

A exatidão global é a expressão do total de acertos em relação ao total de amostras da imagem classificada. É calculada dividindo-se a soma da diagonal principal da matriz de erros X_{ii} , pelo número total de amostras coletadas n (Cattani *et AL*, 2013; Figueiredo; Vieira, 2007). A Exatidão Global pode ser calculada conforme a equação seguinte:

$$G = \frac{\sum_{i=1}^c X_{ii}}{n} \quad (27)$$

A distribuição da precisão ao longo das categorias individuais geralmente não é apresentada, porém a precisão de uma classe individual é obtida pela razão entre o número total de amostras classificadas corretamente e o total de amostras do conjunto (Congalton; Green, 1999). A precisão do usuário ou a precisão do produtor são maneiras de representar a precisão de uma classe individualmente.

A Precisão de Produtor (PP) refere-se as amostras que não foram classificadas corretamente como pertencendo aquela categoria sendo omitidas de sua categoria correta (Erros de Omissão). E a Precisão de Usuário (PU) indica a probabilidade que um pixel classificado na imagem de fato representa aquela categoria no campo (Erros de Comissão) (Cattani *et al*, 2013).

$$PP = X_{ii} / X_{+i} \quad (28)$$

$$PU = X_{ii} / X_{i+} \quad (29)$$

2.6.3. Coeficiente *Kappa* (κ)

A análise de *Kappa* e uma técnica multivariada discreta usada na avaliação da precisão temática e utiliza todos os elementos da Matriz de Confusão no seu cálculo. O coeficiente *Kappa* (κ) e uma medida da concordância real (indicado pelos elementos diagonais da matriz de confusão) menos a concordância por chance (indicado pelo produto total da linha e coluna, que não inclui entradas não reconhecidas), ou seja, é uma medida do quanto a classificação está de acordo com os dados de referência (Figueiredo; Vieira, 2007). O índice ou coeficiente *Kappa* pode ser calculado pela seguinte equação:

$$\kappa = \frac{n \sum_{i=1}^c X_{ii} - \sum_{i=1}^c X_{i+} X_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^c X_{i+} X_{+i}} \quad (30)$$

Como o índice *Kappa* é muito utilizado pela comunidade científica existem fundamentações teóricas para estabelecer os níveis mínimos aceitáveis. Segundo Figueiredo e Vieira (2007), a Tabela 07 seguinte apresenta os níveis e a classificação do índice *Kappa*:

Tabela 07 - "Tabela de desempenho do Índice Kappa".

Índice Kappa	Desempenho
$\kappa \leq 0$	Péssimo
$0 < \kappa \leq 0,2$	Ruim
$0,2 < \kappa \leq 0,4$	Razoável
$0,4 < \kappa \leq 0,6$	Bom
$0,6 < \kappa \leq 0,8$	Muito Bom
$0,8 < \kappa \leq 1,0$	Excelente

Para cada índice *Kappa* é possível calcular um intervalo de confiança através da variância da amostra (σ^2). Existem métodos para verificar a significância estatística do *Kappa* tanto para uma única Matriz de Confusão quanto dois índices distintos. O Método comumente usado na comunidade do sensoriamento remoto é o teste “Z”. A significância de um único índice tem como finalidade determinar se o nível de acerto da classificação e os dados de referência são significativamente maiores que zero. Já o teste feito para dois índices traduz se realmente existe diferença significativa entre os dois índices testados (Congalton; Green, 1999).

A variância da amostra de uma Matriz de Confusão pode ser calculada a partir do método de *Delta* como mostrado nas equações seguintes:

$$\sigma_k^2 = \frac{1}{n} \left[\frac{\theta_1 \cdot (1-\theta_1)}{(1-\theta_2)^2} + \frac{2 \cdot (1-\theta_1) \cdot (2\theta_1\theta_2 - \theta_3)}{(1-\theta_2)^3} + \frac{(1-\theta_1)^2 \cdot (\theta_4 - 4\theta_2^2)}{(1-\theta_2)^4} \right] \quad (31)$$

$$\theta_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c X_{ii} \quad (32)$$

$$\theta_2 = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^c X_{i+} X_{+i} \quad (33)$$

$$\theta_3 = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^c X_{ii} (X_{i+} + X_{+i}) \quad (34)$$

$$\theta_4 = \frac{1}{n^3} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c X_{ij} (X_{j+} + X_{+j})^2 \quad (35)$$

Com a variância de todos os coeficientes *Kappa* calculada, os testes de significância podem ser efetivados utilizando as Equações (31) e (32) que se seguem:

$$Z = \frac{k}{\sqrt{\sigma^2}} \quad (36)$$

$$Z_{1-2} = \frac{k_2 - k_1}{\sqrt{\sigma_{k_2}^2 + \sigma_{k_1}^2}} \quad (37)$$

Quando $z > 1,96$ (95%), o teste é significativo, e a hipótese de nulidade é rejeitada, portanto, podemos concluir que há diferença estatística entre as classificações.

2.7.SOFTWARES

A pesquisa desenvolvida apresentou uma associação de mais de uma área do conhecimento com o envolvimento da hidrologia e do sensoriamento remoto, assim demandou a utilização de diferentes softwares. Contudo os programas escolhidos foram:

- i. Microsoft Office Excel 2007;
- ii. AutoCAD 2014;
- iii. ERDAS IMAGINE;
- iv. QGIS 2.0.1 Dufour;

O Microsoft Excel é um software de planilhas eletrônicas onde foram desenvolvidos todos os cálculos com tabelas. Nele que foi desenvolvido uma planilha cuja finalidade é calcular a Distribuição de Gumbel dos dados pluviométricos depois de selecionados pelo operador.

Para a interpretação e criação de mapas e desenhos o software AutoCAD 2014 foi escolhido. Ele é bem tradicional e possui extensão para diferentes formatos que por acaso fossem necessários.

O ERDAS IMAGINE é um pacote de software com base em varredura projetado especificamente para extrair informações a partir de imagens. ERDAS IMAGINE inclui um conjunto abrangente de ferramentas para criar imagens de base precisa para inclusão em um GIS ESRI e Geodatabase. ERDAS IMAGINE fornece uma variedade de ferramentas, tais como ortorretificação de imagens, mosaicos, reprojeção, classificação e interpretação que permitem que o usuário analise os dados de imagem e apresentá-lo em formatos que variam de mapas impressos para modelos 3D.

O QGIS é um Sistema de Informação Geográfica (SIG) de Código Aberto licenciado segundo a Licença Pública Geral. O QGIS é um projeto oficial da Open Source Geospatial Foundation (OSGeo). Funciona em Linux, Unix, Mac OSX, Windows e Android e suporta inúmeros formatos de vetores, rasters e bases de dados e funcionalidades. Ele foi selecionado para o trabalho, pois além de sua licença pública oferece suporte a muitos tipos de formato de arquivo simplificando assim a integração das diversas informações envolvidas.

3. MATERIAIS E MÉTODOS

3.1. DADOS DE PRECIPITAÇÃO

Os dados pluviométricos foram coletados diretamente do site <http://hidroweb.ana.gov.br/> onde a ANA (Agência Nacional de Águas) disponibiliza diversas informações hidrológicas além de publicações realizadas pela agência.

As estações pluviométricas encontradas no entorno da região de estudo foram: de Borda da Mata, Bom Repouso, Inconfidentes, Ouro Fino e Conceição dos Ouros. Com o intuito de trabalhar com evento máximo previsto para 20 (vinte) anos após a data da imagem, aplicou-se a Distribuição de Gumbel proposta por Subramanya (2008). Ela consiste na previsão de um evento extremo para um determinado período de retorno. Como as estações não tinham um mesmo período de dados o critério para a escolha do período de retorno baseou-se em tomar a diferença do último registro até o ano de 2033, pois assim a previsão é feita para 20 anos após a data da imagem orbital.

A escolha do período de retorno de 20 (vinte) anos remete à metodologia proposta por Villela e Mattos (1975) onde a fixação do período de retorno pode ser feita por critérios, tais como: vida útil, tipo de estrutura, facilidade de reparação e ampliação e perigo de perda de vida. Assim considerando uma obra para drenagem sua vida útil pode ser limitada por este período.

Cada estação utilizada possui junto aos seus dados a coordenada de sua localização, isto possibilita a interpolação das máximas previstas para cada estação utilizando o Método do Inverso da Distância. Finalmente gera-se uma imagem cujos pixels representam as Máximas Diárias Mensais para a região estudada. Esta imagem

servirá como fonte de dados para a aplicação do Método SCS-USDA de cálculo do escoamento superficial.

3.2. CARACTERIZAÇÃO DA SUB-BACIA

A caracterização de uma bacia hidrográfica depende primeiramente de sua delimitação. Para fazê-la foram usadas as cartas da Base Cartográfica Integrada do Brasil ao Milionésimo Digital – bCIMd cujos títulos são SF-23-Y-B-I-3 e SF-23-Y-B-I-4 referentes às localidades de Ouro Fino e Borda da Mata respectivamente.

O ponto de saída da parcela da bacia delimitada (Exutório) foi determinado de tal maneira que compatibilizasse com a imagem orbital que foi usada. No local também há um ponto de medição da vazão do Rio Moji Guaçu o que poderá funcionar como ponto de controle caso necessário. A partir daí a delimitação da bacia foi feita manualmente seguindo os pontos mais altos observados na base cartográfica.

As coordenadas do exutório são:

$$E = 374223,2 \text{ m}$$

$$N = 7532712,0 \text{ m}$$

Obs.: coordenadas na projeção UTM (Universal Transversa de Mercator) referenciadas ao elipsóide WGS 84 com meridiano central de 45° W, localizadas no hemisfério sul; A figura 07 é um recorte da planta da bacia, e apresenta o local do exutório, a planta completa encontra-se no anexo 03;

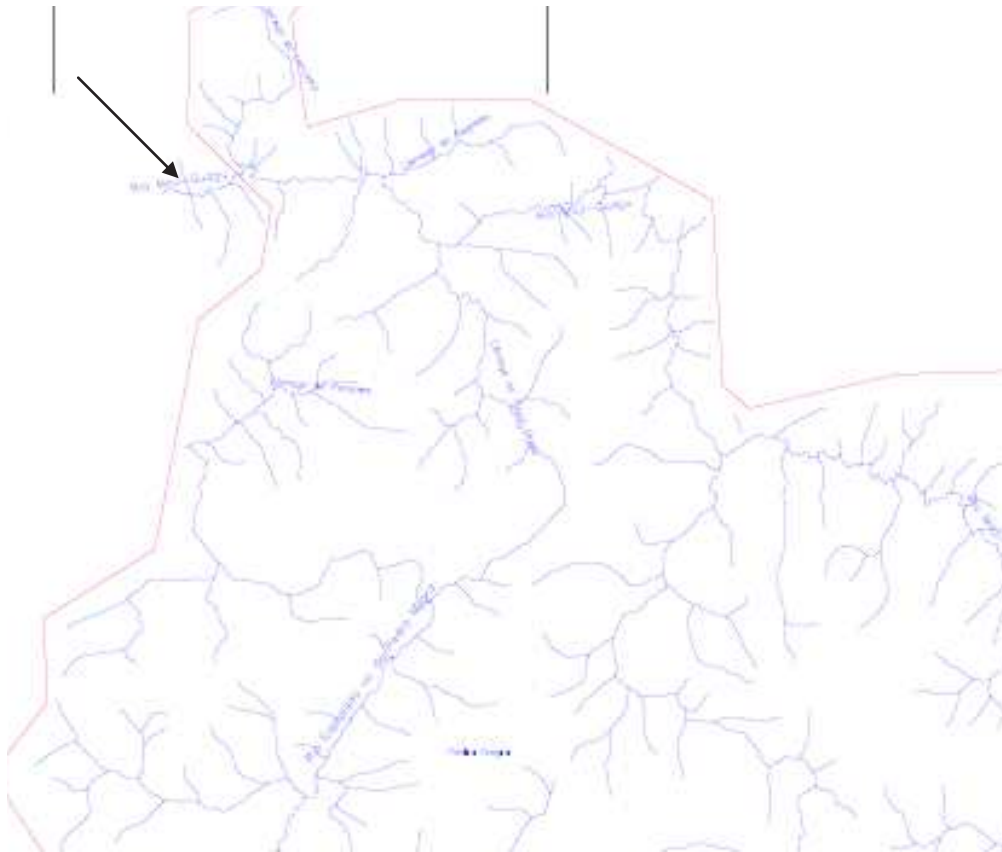


Figura 07 - Demonstração do local de saída da bacia (Exutório).

Para verificar se esta parcela da bacia do Rio Moji Guaçu já possui tendência em proporcionar enchentes ou se o problema é proveniente de outras fontes calculou-se o Coeficiente de Compacidade e o Fator de Forma.

3.3. CLASSIFICAÇÃO DA IMAGEM

3.3.1. Imagem THEOS (*THailand Earth Observation Satellite*)

A imagem orbital utilizada refere-se ao novo satélite Tailandês, Thaichote ou THEOS (THEOS - Thailand Earth Observation Satellite). As informações técnicas sobre o sensor Thaichote descritas pela Tabela (08) foram obtidas com a empresa Globalgeo, (<http://www.globalgeo.com.br/satelite/theos/>) empresa que atua na comercialização de imagens de satélite e softwares.

O satélite tailandês Thaichote é o primeiro equipamento de observação da terra, deste país, e foi lançado em 01 de outubro de 2008 pela GISTDA – *Geoinformatics and Space Technology Development Agency*.

Tabela 08 - "Especificações Básicas do Sensor Thaichote (FONTE : <http://www.globalgeo.com.br/satelite/theos/>)".

Thaichote – Especificações Técnicas Básicas		
INFORMAÇÕES	SENSOR PANCROMÁTICO	SENSOR MULTIESPECTRAL
Comprimento de onda	0,45 – 0,90 micrômetros	Banda 1 – B: 0,45 – 0,52 micrômetros Banda 2 – G: 0,53 – 0,60 micrômetros Banda 3 – R: 0,62 – 0,69 micrômetros Banda 4 – NIR: 0,77 – 0,90 micrômetros
Resolução espacial	2 metros	15 metros
Resolução radiométrica	8 bits (entre 12 bits)	8 bits (entre 12 bits)
Área nominal da cena	22 km x 22 km	90 km x 90 km
Visão off nadir	Até 50° (Para pedidos padrão até 30°)	Até 50° (Para pedidos padrão até 30°)

Os produtos do sensor Thaichote são entregues conforme as seguintes opções:

- Bundle – Entrega conjunta da imagem multiespectral (MS) com a imagem PAN.
- MS – área nominal de 90 km x 90 km – resolução espacial de 15 metros – Bandas, R, G, B e IR.
- PAN – área nominal de 22 km x 22 km – resolução espacial de 2 metros – banda pancromática.
- Pansharpened – área nominal de 22 km x 22 km – resolução espacial de 2 metros – imagem colorida (4 bandas) resultante da fusão da imagem multiespectral com a imagem pancromática.

O produto Pansharpened foi o que apresentou melhor relação custo benefício, pois além de ter uma área nominal relativamente pequena também apresenta satisfatória resolução espacial. A Figura 4 representa a imagem após a delimitação da sub bacia do Rio Moji Guaçu:



Figura 08 - "Imagem da Sub Bacia em estudo dada pelo sensor THEOS".

3.3.2. Classificação Digital

Os métodos de classificação aplicados foram o da Mínima Distância (MD) e Máxima Verossimilhança (MAXVER). Foram aplicados ambos os métodos para aumentar os resultados e posteriormente avaliar qual o melhor. Os arquivos a serem classificados foram obtidos com a integração, de forma alternada, das bandas R, G, B e Infra vermelho da imagem THEOS, dos índices NDVI e SAVI e da banda SRTM. Assim as imagens classificadas foram:

- i. Apenas a imagem THEOS;
- ii. Imagem THEOS integrada ao NDVI;
- iii. Imagem THEOS integrada ao SAVI;
- iv. Imagem THEOS integrada ao SRTM;
- v. Imagem THEOS integrada ao SRTM e NDVI;

Para aplicar tais métodos como verificado por IBGE (2000), necessita-se do conhecimento da área e assim relacionar grupos de pixels com cada classe na qual se deseja identificar posteriormente à classificação. Tais pixels são conhecidos como grupo de amostra. É importante salientar que serão necessários dois tipos de amostras: um que será usado diretamente em cada método para a classificação da imagem; e outro que servirá como amostra de comparação durante a verificação do resultado da classificação.

Para uma possível melhora no resultado da classificação, integrou-se ao conjunto de imagens amostrais o índice NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) e SAVI (*Soil Adjusted Vegetation Index*). O resultado do cálculo de cada índice é uma nova imagem cujos pixels são calculados a partir dos correspondentes nas bandas do vermelho e infravermelho seguindo as equações demonstradas por Rouse *et al.* (1974) *apud* Gurgel (2000) e Ponzoni e Shimabukuro (2007) respectivamente.

A definição das classes necessárias durante a classificação foi feita com base na tabela da constante CN referente ao método de cálculo do escoamento superficial. Assim foram passíveis de identificação as classes: Plantações Regulares, Área Urbana, Pastagem, Vegetação Densa, Água, Legumes e Cultivados.

Obs.: A classe Legumes e cultivados foi definida com base em estufas muito presentes na região, e passíveis de identificação para a coleta de amostras de treinamento do software.

Para verificar a qualidade da imagem classificada calcula-se a Matriz de Confusão ou Matriz de Erros. A partir dela obteve-se o Coeficiente *Kappa* que é um parâmetro de qualidade e também se calculou o índice de Exatidão Global. O índice de Exatidão Global varia de 0 a 100% e o Coeficiente *Kappa* pode ser avaliado de acordo com a tabela 07.

No entanto a fim de confirmar a escolha da melhor classificação obtida aplica-se o Teste *Z* aos Coeficientes *Kappa* e observa se há diferença significativa entre os melhores Coeficientes encontrados. Como não se sabe se apresentará diferença significativa aplica-se o Teste *Z* também de forma alternada para todos os Coeficientes calculados.

3.4. QUANTIFICAÇÃO DO ESCOAMENTO

A quantificação do escoamento superficial para cada pixel da imagem THEOS se dá através do método SCS-USDA. Como previsto na equação (16) completada pela equação (17) as variáveis envolvidas no processo são: precipitação e a constante CN.

No caso da precipitação a imagem gerada pela interpolação das máximas estimadas servirá como subsídio. No entanto deve-se observar a resolução da imagem gerada, pois deve ser compatível com o da imagem orbital utilizada.

A constante CN (*Curve Number*) possui valores tabelados de acordo com a classe de cobertura do solo. A sua determinação é feita posteriormente à escolha da melhor classificação da imagem THEOS. Para gerar uma imagem com os valores da constante CN correspondentes com cada classe identificada, primeiro as classes são separadas e depois gera-se uma imagem binária para cada uma.

Após a classificação o pixel atribuído a uma determinada classe recebe um valor numérico. Assim realizando-se operações matemáticas sobre os pixels da imagem é possível separar apenas uma classe onde seus valores sejam iguais a um, ou seja, formando uma imagem binária.

A vantagem da imagem binária é que basta multiplicar a constante referente à classe por todos os pixels da imagem que apenas os pixels da classe receberão tal valor (locais de valor numérico igual a 1 na imagem binária); o restante da imagem se matem inalterado pelo fato de este possuir valor 0 na imagem binária. Feitas as multiplicações soma-se todas as imagens (cada classe), como não há sobreposição de classe ao final se obtém uma imagem com os valores de CN por classe nos locais exatos definidos pela classificação.

Entretanto as variáveis necessárias para o cálculo do escoamento superficial são assim definidas, a imagem da precipitação e a imagem das constantes CN. No cálculo, portanto utiliza-se o mesmo pixel das duas imagens para definir o valor desta mesma posição em uma nova imagem onde este valor refere-se à parcela da precipitação que escoará pela superfície caso aconteça a máxima prevista.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. PRECIPITAÇÃO

As máximas diárias anuais de cada estação serviram de base para aplicação da distribuição de Gumbel. Os resultados obtidos para cada estação foram além da máxima prevista para o dado período de retorno um intervalo de confiança com significância de 95% (X_1 - limite superior e X_2 - limite inferior). A Tabela (12) mostra os resultados para todas as variáveis envolvidas no processo da Distribuição de Gumbel mais os eventos estimados por estação pluviométrica envolvida.

Tabela 09 - "Dados da Distribuição de Gumbel para cada estação envolvida".

ESTAÇÃO	BORDA DA MATA	INCONFIDENTES	BOM REPOUSO	OURO FINO	CONCEIÇÃO OUS
Cód.	2246127	2246056	2246054	2246048	2245066
MEDIA	75,69487179	70,37083333	108,2083333	64,92424242	79,81111111
D. PADRAO	21,22145078	17,39517836	49,34349802	30,14755411	27,88153971
N	39	48	24	33	27
DISTRIBUIÇÃO DE GUMBEL					
T	20	20	68	41	66
Sn	1,1388	1,1574	1,0864	1,1226	1,1226
Yn	0,543	0,5477	0,5296	0,5388	0,5388
Yt	2,970195249	2,970195249	4,212109308	3,701251165	4,182030718
K	2,131362179	2,093049291	3,389644061	2,817077468	3,24535072
Xt	120,9254694	106,7797991	275,4652283	149,8522378	170,2964861
INTERVALO DE CONFIANÇA (SIGNIFICÂNCIA DE 95%)					
b	2,961038001	2,922311576	4,247963374	3,659469731	4,099327672
Se	10,06205642	7,337274818	42,78633396	19,20495406	21,99619217
fc	1,96	1,96	1,96	1,96	1,96
X1	140,6470999	121,1608577	359,3264429	187,4939478	213,4090227
X2	101,2038388	92,39874043	191,6040138	112,2105279	127,1839494

Os valores de X_t apresentam as máximas estimadas para cada estação. Com exceção da estação de Bom Repouso as demais apresentaram resultados relativamente baixos, isto acontece devido à indisponibilidade de dados pluviométricos para a estação. Como observa-se a estação de Bom Repouso é a que apresenta a menor quantidade de dados (24 anos) consequentemente foi a que apresentou um maior período de retorno. Isto pode causar insuficiência de dados tornando a Distribuição de Gumbel menos precisa como observado pelo intervalo de confiança calculado. Por causa de sua

localização em relação à sub-bacia em estudo ela é indispensável para a pesquisa, assim seu valor não foi descartado para a interpolação dos dados.

As máximas estimadas (X_t) foram interpoladas pelo método do Inverso da Distância para a geração de um mapa hipsométrico pluviométrico e posteriormente rasterizá-lo para formação de uma imagem com dados pluviométricos. As imagens 9 e 10 são representações destes mapas que se encontram nos anexos 1 e 2 respectivamente.

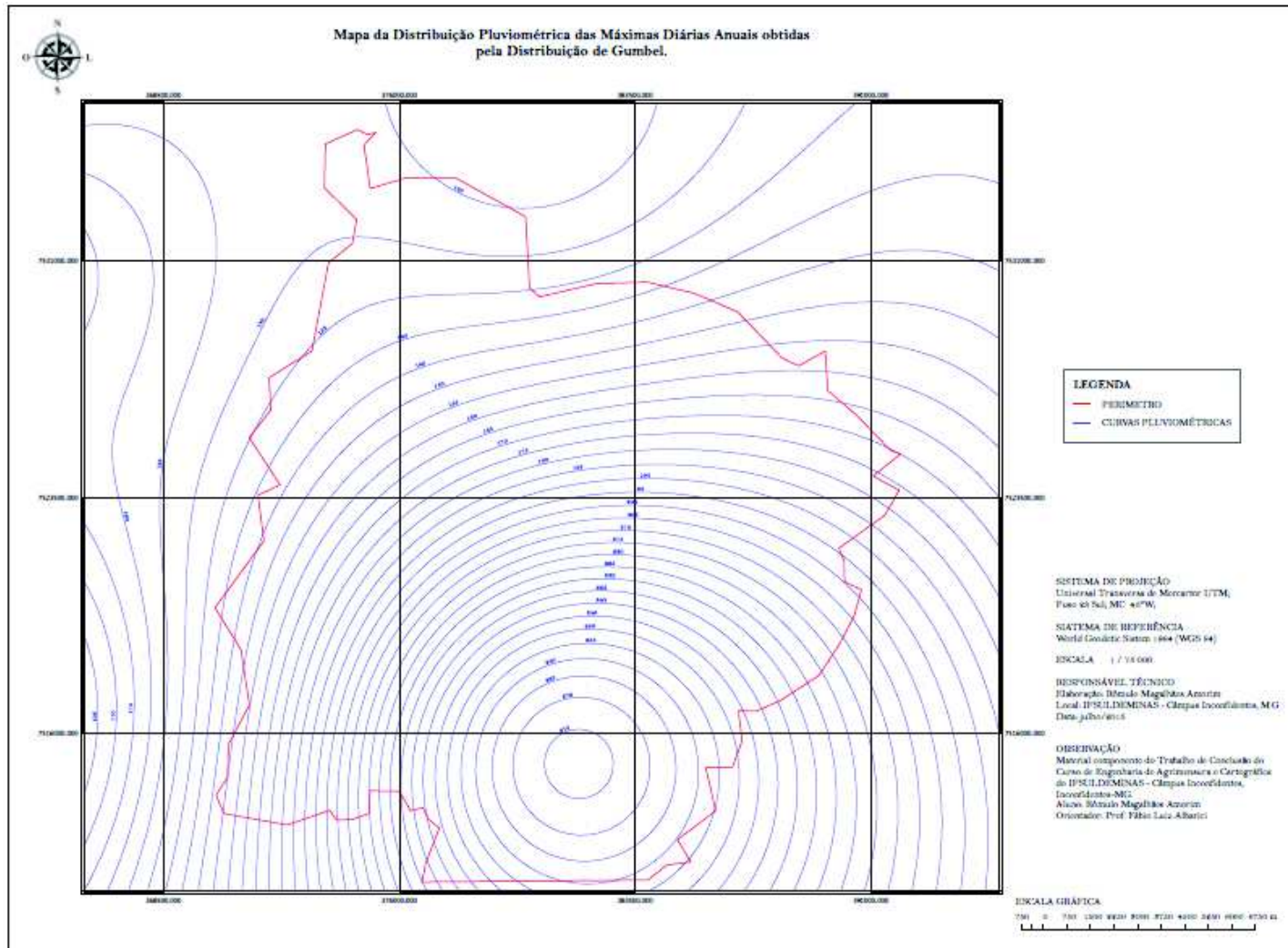


Figura 09 - "Representação do Mapa Pluviométrico das Máximas Anuais Previstas pela Distribuição de Gumbel".

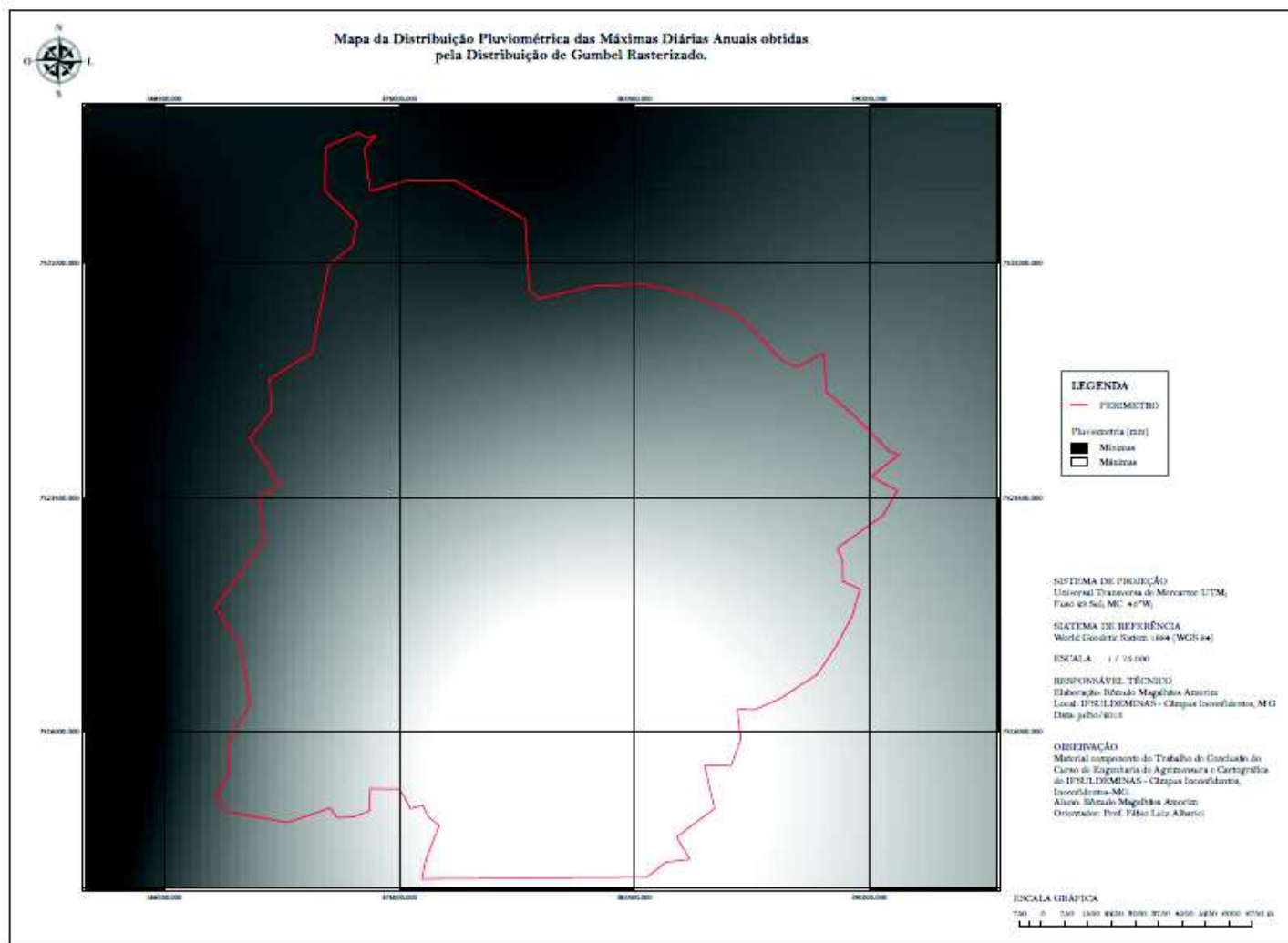


Figura 10 - "Representação da Imagem das Máximas Anuais Previstas pela Distribuição de Gumbel".

4.2.DELIMITAÇÃO E CARACTERIZAÇÃO DA SUB-BACIA

A delimitação da bacia foi feita de acordo com a definição apresentada baseando-se nas cartas de Ouro Fino e Borda da Mata do acervo do IBGE na escala de 1:50000. Feito o mapa da sub-bacia, representado pela figura 11 e pelo anexo 3, as variáveis necessárias para sua caracterização foram coletados e são demonstrados na tabela 13:

Tabela 10 - "Parâmetros da Sub-Bacia usados para sua caracterização".

Parâmetros da Sub-Bacia	
Área	332146863,4564 m ²
Perímetro	89008,4540 m
Comp. Axial	23538,2258 m
Largura Média	12388,1230 m

Com estes parâmetros é possível calcular os índices que indicam a tendência ou não de ocorrer cheias na bacia hidrográfica. O primeiro, Coeficiente de Compacidade relaciona o perímetro da bacia com o perímetro de um círculo de mesma área que a bacia. Assim quanto mais próximo de um círculo mais rápido a água chega ao exutório causando as cheias. Para este coeficiente a sub-bacia apresentou um valor de 1,36749, ou seja a bacia tem o perímetro 36,749% maior que o de um círculo com mesma área. Isto significa que ela apresenta uma tendência média para a ocorrência de cheias.

No intuito de verificar o índice apresentado foi calculado o Fator de Forma que relaciona a largura com o comprimento axial da bacia. Sua interpretação se faz numa escala de 0 a 1 e com o valor de 0,52629 se confirma média tendência à ocorrência de cheias na área de estudo.

Estes resultados criam uma expectativa diferente para o resultado final do trabalho. Espera-se encontrar uma maioria de locais de acúmulo de água do que locais de deslizamento, pois estes coeficientes traduzem uma velocidade de escoamento não muito alta para a área. Tal expectativa poderá ser confirmada após a elaboração do mapa de escoamento superficial ao fim do trabalho.

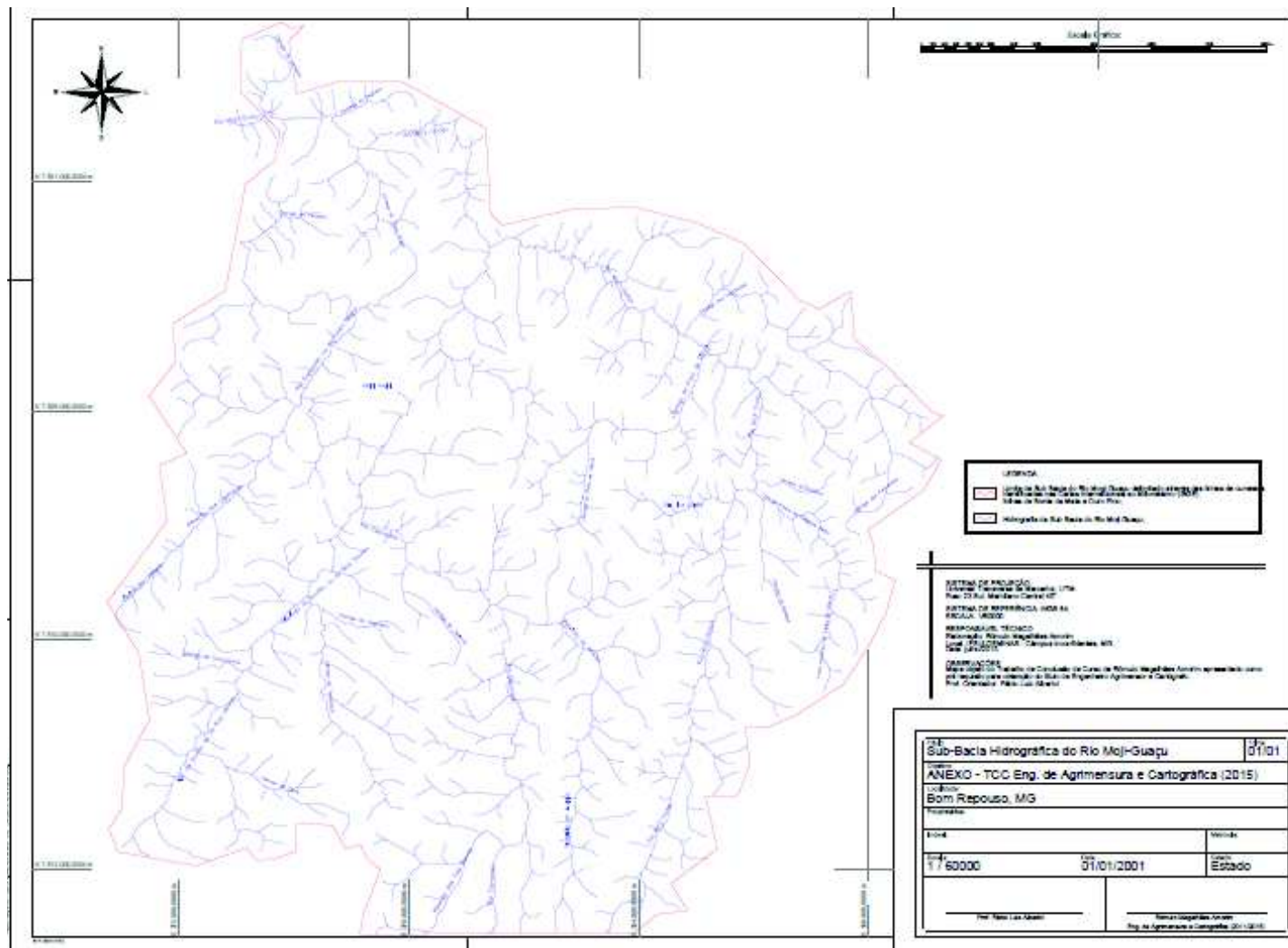


Figura 11 - "Representação do Mapa da Sub-Bacia do Rio Moji-Guaçu".

4.3. CLASSIFICAÇÃO DA IMAGEM THEOS

4.3.1. Imagens do NDVI, SAVI e SRTM

Juntamente com a manipulação dos dados hidrológicos a classificação da imagem é considerada a etapa crucial para a consolidação da pesquisa. Esses dois resultados servirão como base para o cálculo do escoamento superficial pontualmente em toda a área estudada.

Antes de iniciar a classificação propriamente dita todos os arquivos necessários foram preparados incluindo os índices NDVI (Figura 12) e SAVI (Figura 13) e o recorte da imagem SRTM. Os valores para os índices são registrados em uma nova matriz e assim geram uma nova imagem a partir do cálculo efetuado com as bandas do Vermelho e Infra Vermelho Próximo, e o resultado obtido foi:

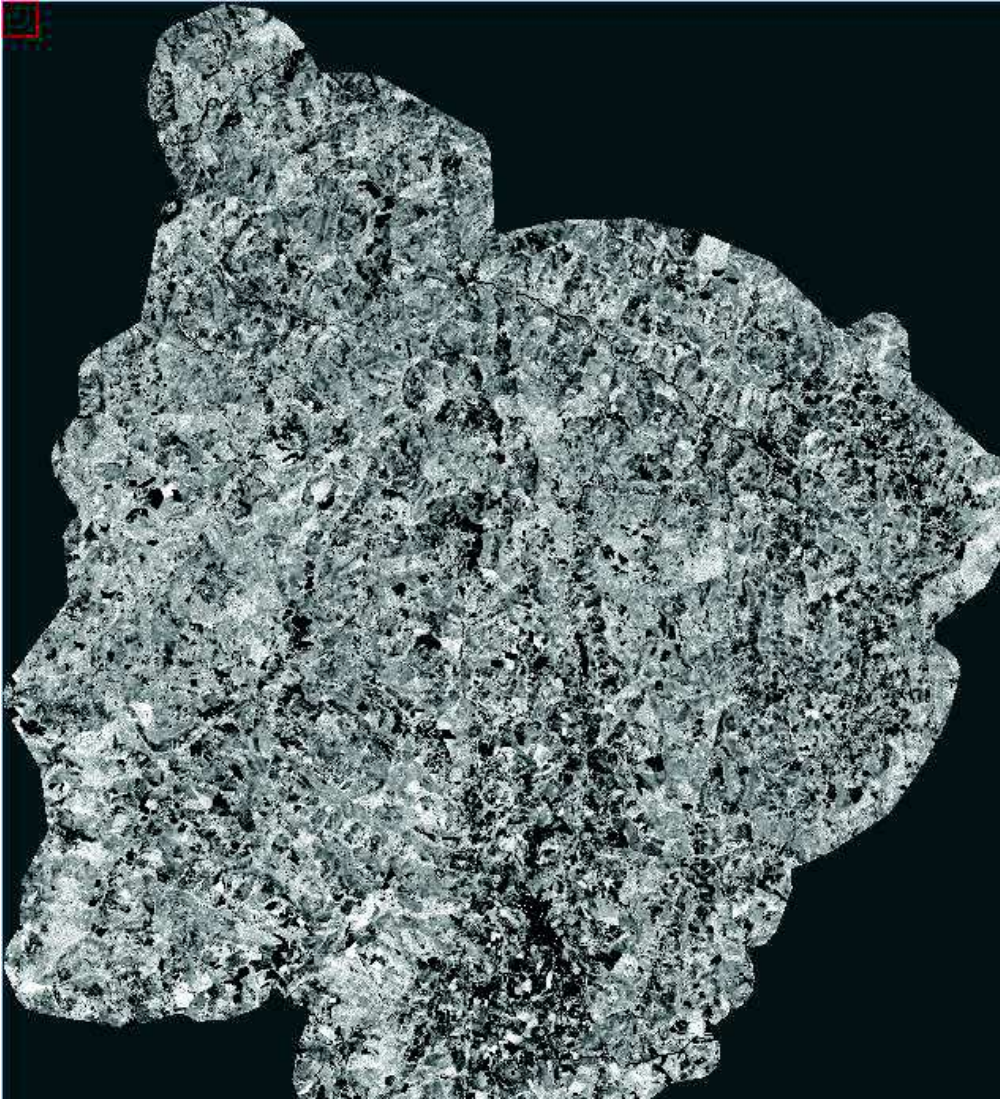


Figura 12 - "Representação da banda formada pelo índice NDVI".

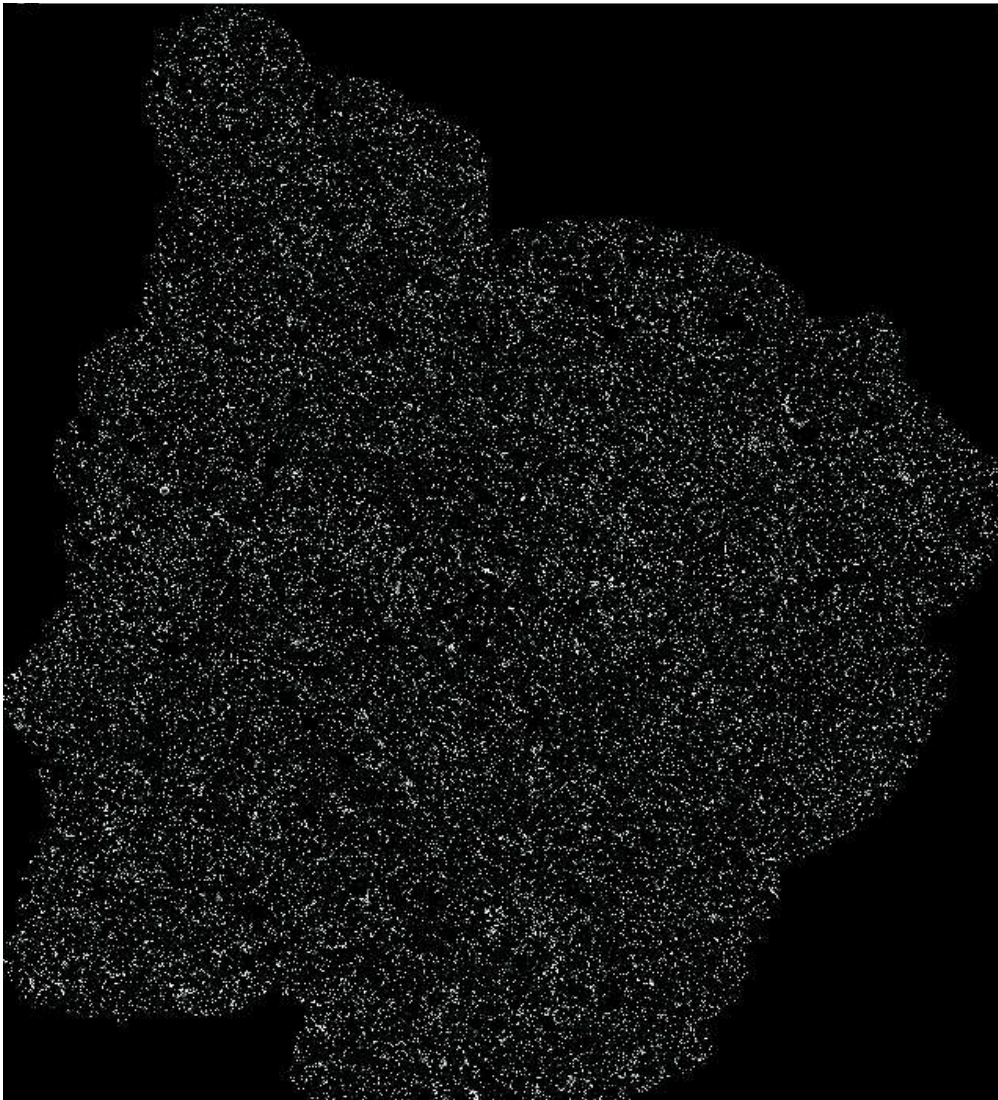


Figura 13 - "Representação da banda formada pelo índice SAVI".

A banda fornecida pela campanha do SRTM precisa ser mais trabalhada assim para conferir se o recorte foi feito de maneira correta a imagem foi plotada em um mapa juntamente com a representação do perímetro da bacia e todos seus canais de drenagem como nos mostra a figura 14. Com isso é possível observar que o recorte e a delimitação da bacia foram feitos de maneira correta. O mapa da figura 14 encontra-se no anexo 4 deste trabalho.

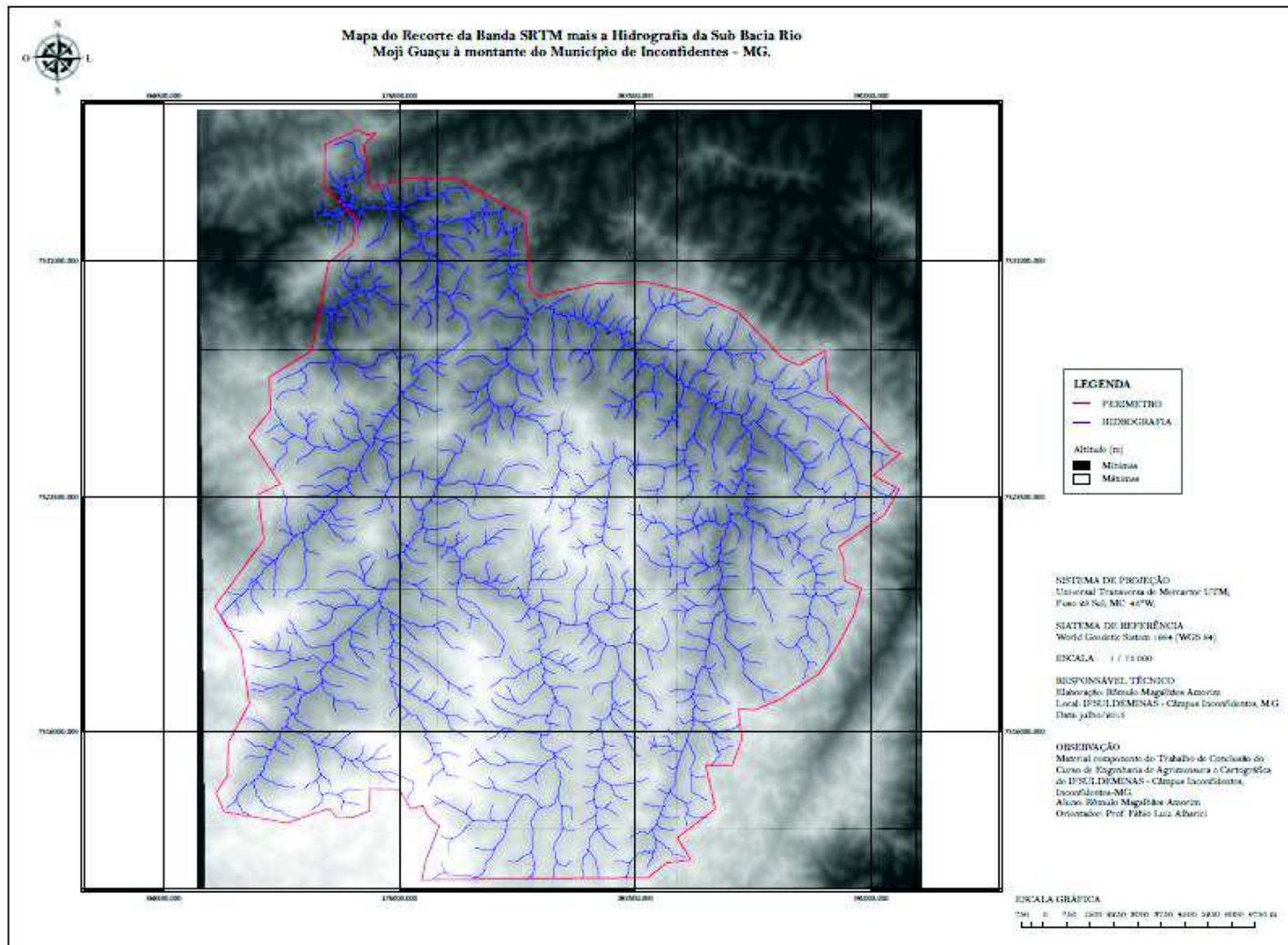


Figura 14 - "Representação do mapa do recorte feito na banda SRTM".

Essas bandas foram integradas de forma alternada em arquivos georreferenciados fazendo com que as amostras previamente coletadas sobre a imagem THEOS sirvam como parâmetro durante a classificação.

4.3.2. Classificação

A classificação foi feita para cinco arquivos diferentes, para os dois métodos: Mínima Distância e Máxima Verossimilhança. Os arquivos foram: apenas a imagem THEOS; imagem THEOS integrada ao NDVI; imagem THEOS integrada ao SAVI; imagem THEOS integrada ao SRTM; imagem THEOS integrada ao SRTM e NDVI. Como resultado, as matrizes de confusão foram calculadas e delas extraídas os índices *Kappa* e Coeficiente de Exatidão Global. As tabelas 14 a 23 mostram as matrizes de confusão para as 10 (dez) classificações feitas:

Tabela 11- "Matriz de Confusão para a imagem THEOS pelo método da Mínima Distância".

MD							
CLASSIFICADO	GRUPO VERDADE DE CAMPO						TOTAL
	LEGUMES E CULTIVADOS	PASTAGEM	VEGETAÇÃO DENSA	AGUA	PLANTAÇÕES REGULARES	ÁREA URBANA	
Unclassified	0	0	0	0	0	0	0
LEGUMES-CULTI	796	6	295	0	2	185	1284
PASTAGEM	39	6296	1168	10	468	43	8024
VEGET-DENSA	0	169	23504	48	277	3	24001
AGUA	2	138	2965	1114	83	16	4318
PLANTACOES-RE	0	534	8626	1	796	0	9957
AREA-URBANA	868	0	1	0	0	330	1199
TOTAL	1705	7143	36559	1173	1626	577	48783

Tabela 12 - "Matriz de Confusão para a imagem THEOS por MAXVER".

MAXVER							
CLASSIFICADO	GRUPO VERDADE DE CAMPO						TOTAL
	LEGUMES E CULTIVADOS	PASTAGEM	VEGETAÇÃO DENSA	AGUA	PLANTAÇÕES REGULARES	ÁREA URBANA	
Unclassified	0	0	0	0	0	0	0
LEGUMES-CULTI	0	0	0	0	0	0	0
PASTAGEM	0	0	0	0	0	0	0
VEGET-DENSA	0	0	0	0	0	0	0
AGUA	0	0	0	0	0	0	0
PLANTACOES-RE	0	0	0	0	0	0	0
AREA-URBANA	0	0	0	0	0	0	0
Total	0	0	0	0	0	0	0

Tabela 13 - "Matriz de Confusão para a imagem THEOS integrada ao NDVI pelo método da Mínima Distância".

MD_INT-THEOS-NDVI							
CLASSIFICADO	GRUPO VERDADE DE CAMPO						TOTAL
	LEGUMES E CULTIVADOS	PASTAGEM	VEGETAÇÃO DENSA	AGUA	PLANTAÇÕES REGULARES	ÁREA URBANA	
Unclassified	0	0	0	0	0	0	0
LEGUMES-CULTI	12527	111	745	0	8	297	13688
PASTAGEM	61	37356	11023	245	2023	70	50778
VEGET-DENSA	0	417	30609	55	650	3	31734
AGUA	16	137	2950	4760	82	37	7982
PLANTACOES-RE	0	1972	17370	2	1772	0	21116
AREA-URBANA	990	1498	146	5	9	819	3467
Total	13594	41491	62843	5067	4544	1226	128765

Tabela 14 - "Matriz de Confusão para a imagem THEOS integrada ao NDVI por MAXVER".

MAXVER_INT-THEOS-NDVI							
CLASSIFICADO	GRUPO VERDADE DE CAMPO						TOTAL
	LEGUMES E CULTIVADOS	PASTAGEM	VEGETAÇÃO DENSA	AGUA	PLANTAÇÕES REGULARES	ÁREA URBANA	
Unclassified	0	0	0	0	0	0	0
LEGUMES-CULTI	12457	29	313	0	2	323	13124
PASTAGEM	13	38976	2028	37	1882	62	42998
VEGET-DENSA	0	723	36906	106	507	3	38245
AGUA	22	137	1550	3558	52	24	5343
PLANTACOES-RE	1446	33830	9	2140		0	37425
AREA-URBANA	1104	203	584	1441	4	817	4153
Total	13596	41514	75211	5151	4587	1229	141288

Tabela 15 - "Matriz de Confusão para a imagem THEOS integrada ao SAVI pelo método da Mínima Distância".

MD_INT-THEOS-SAVI							
CLASSIFICADO	GRUPO VERDADE DE CAMPO						TOTAL
	LEGUMES E CULTIVADOS	PASTAGEM	VEGETAÇÃO DENSA	AGUA	PLANTAÇÕES REGULARES	ÁREA URBANA	
Unclassified	0	0	0	0	0	0	0
LEGUMES-CULTI	12528	111	745	0	8	297	13689
PASTAGEM	61	37364	11021	246	2024	70	50786
VEGET-DENSA	0	417	30610	55	651	3	31736
AGUA	16	137	2949	4759	81	37	7979
PLANTACOES-RE	0	1973	17371	2	1771	0	21117
AREA-URBANA	989	1489	146	5	9	819	3457
Total	13594	41491	62842	5067	4544	1226	128764

Tabela 16 - "Matriz de Confusão para a imagem THEOS integrada ao SAVI por MAXVER".

MAXVER_INT-THEOS-SAVI							
CLASSIFICADO	GRUPO VERDADE DE CAMPO						TOTAL
	LEGUMES E CULTIVADOS	PASTAGEM	VEGETAÇÃO DENSA	AGUA	PLANTAÇÕES REGULARES	ÁREA URBANA	
Unclassified	0	0	0	0	0	0	0
LEGUMES-CULTI	12463	10	285	0	1	376	13135
PASTAGEM	12	38950	1946	14	1979	59	42960
VEGET-DENSA	1	901	44413	47	773	5	46140
AGUA	31	238	3799	4691	150	34	8943
PLANTACOES-RE	0	928	24066	1	1654	0	26649
AREA-URBANA	1089	487	700	393	30	755	3454
Total	13596	41514	75209	5146	4587	1229	141281

Tabela 17 - "Matriz de Confusão para a imagem THEOS integrada ao SRTM pelo método da Mínima Distância".

MD_INT-THEOS-SRTM							
CLASSIFICADO	GRUPO VERDADE DE CAMPO						TOTAL
	LEGUMES E CULTIVADOS	PASTAGEM	VEGETAÇÃO DENSA	AGUA	PLANTAÇÕES REGULARES	ÁREA URBANA	
Unclassified	0	0	0	0	0	0	0
LEGUMES-CULTI	12398	117	628	0	0	233	13376
PASTAGEM	145	36059	23061	271	0	32	59568
VEGET-DENSA	15	0	8708	0	0	0	8723
AGUA	17	428	24601	4313	0	40	29399
PLANTACOES-RE	13	3502	11235	265	4447	0	19462
AREA-URBANA	1008	1393	573	21	0	924	3919
Total	13596	41499	68806	4870	4447	1229	134447

Tabela 18 - "Matriz de Confusão para a imagem THEOS integrada ao SRTM por MAXVER".

MAXVER_INT-THEOS-SRTM							
CLASSIFICADO	GRUPO VERDADE DE CAMPO						TOTAL
	LEGUMES E CULTIVADOS	PASTAGEM	VEGETAÇÃO DENSA	AGUA	PLANTAÇÕES REGULARES	ÁREA URBANA	
Unclassified	0	0	0	0	0	0	0
LEGUMES-CULTI	0	0	0	0	0	0	0
PASTAGEM	0	0	0	0	0	0	0
VEGET-DENSA	0	0	0	0	0	0	0
AGUA	0	0	0	0	0	0	0
PLANTACOES-RE	0	0	0	0	0	0	0
AREA-URBANA	0	0	0	0	0	0	0
Total	0	0	0	0	0	0	0

Tabela 19 - "Matriz de Confusão para a imagem THEOS integrada ao NDVI e SRTM pelo método da Mínima Distância".

MD_INT-THEOS-NDVI-SRTM							
CLASSIFICADO	GRUPO VERDADE DE CAMPO						TOTAL
	LEGUMES E CULTIVADOS	PASTAGEM	VEGETAÇÃO DENSA	AGUA	PLANTAÇÕES REGULARES	ÁREA URBANA	
Unclassified	0	0	0	0	0	0	0
LEGUMES-CULTI	12398	117	628	0	0	233	13376
PASTAGEM	145	36059	23061	271	0	32	59568
VEGET-DENSA	15	0	8708	0	0	0	8723
AGUA	17	426	24601	4313	0	40	29397
PLANTACOES-RE	13	3501	11210	262	4447	0	19433
AREA-URBANA	1008	1393	573	21	0	924	3919
Total	13596	41496	68781	4867	4447	1229	134416

Tabela 20 - "Matriz de Confusão para a imagem THEOS integrada ao NDVI e SRTM por MAXVER".

MAXVER_INT-THEOS-NDVI-SRTM							
CLASSIFICADO	GRUPO VERDADE DE CAMPO						TOTAL
	LEGUMES E CULTIVADOS	PASTAGEM	VEGETAÇÃO DENSA	AGUA	PLANTAÇÕES REGULARES	ÁREA URBANA	
Unclassified	0	0	0	0	0	0	0
LEGUMES-CULTI	11963	24	405	0	1	360	12753
PASTAGEM	15	40130	2583	24	912	58	43722
VEGET-DENSA	0	920	52024	19	16	3	52982
AGUA	20	214	6394	3352	183	22	10185
PLANTACOES-RE	0	0	12871	35	3475	0	16381
AREA-URBANA	1598	226	934	1721	0	786	5265
Total	13596	41514	75211	5151	4587	1229	141288

Os índices de qualificação das classificações realizadas foram Índice *Kappa* e Coeficiente de Exatidão Global apresentados na tabela 24. Através destes conclui-se que apenas a imagem THEOS e também ela integrada ao SRTM quando foram classificadas por MAXVER obtiveram um resultado péssimo, igual a zero.

Um resultado razoável foi observado quando a classificação foi realizada por Mínima Distância da integração da imagem THEOS com a banda SRTM e também da integração com o índice NDVI e a banda SRTM, cujos índices *Kappa* ficaram em torno de 0,37.

A imagem THEOS quando foi classificada através do método da Mínima Distância teve um resultado bom, com o *Kappa* igual a 0,4525. A imagem THEOS integrada ao índice NDVI tanto classificada por MAXVER quanto por Mínima Distância se enquadrou na mesma avaliação (Bom), porém com o índice *Kappa* mais alto em torno de 0,56. O mesmo acontece para a integração da imagem THEOS com o índice SAVI quando classificada por Mínima Distância cujo *Kappa* é igual a 0,5665.

Os melhores resultados encontrados foram produto da classificação por MAXVER com uma classificação muito boa. As integrações que geraram estes resultados foram da imagem THEOS com o índice SAVI de *Kappa* igual a 0,6225, e também da integração da imagem THEOS com o índice NDVI e a banda SRTM de *Kappa* igual a 0,6986.

Tabela 21 - "Tabela de resultados para *Kappa* e Exatidão Global".

	<i>KAPPA</i>	EXATIDÃO GLOBAL (%)
MD	0,4525	67,3103
MAXVER	0	0
MD_INT-THEOS-NDVI	0,5664	68,2196
MAXVER_INT-THEOS-NDVI	0,5602	67,1352
MD_INT-THEOS-SAVI	0,5665	68,2264
MAXVER_INT-THEOS-SAVI	0,6225	72,852
MD_INT-THEOS-SRTM	0,377	49,7215
MAXVER_INT-THEOS-SRTM	0	0
MD_INT-THEOS-NDVI-SRTM	0,3771	49,7329
MAXVER_INT-THEOS-NDVI-SRTM	0,6986	79,0796

Onde:

MD -> representa que o método usado foi o Método da Mínima Distância;

MAXVER -> representa que o método usado foi o Método da Máxima Verossimilhança;

INT -> representa que a classificação foi feita com a integração dos dados subsequentes;

Apenas o índice *Kappa* para avaliar a melhor solução na classificação de uma imagem não é recomendado. Contudo para testar a significância da diferença entre os índices calculados a maioria das literaturas citam o Teste Z. Com ele é possível verificar a significância de apenas um índice ou da diferença entre dois índices. Os valores do Teste Z foram organizados na tabela 25 cuja diagonal principal equivale ao resultado do Teste Z para um único índice *Kappa* e os demais valores mostram o resultado da correlação entre dois índices.

Tabela 22 - "Resultado do teste de significância para todos os índices *Kappa* calculados".

	MD	MAXVER	MD_INT-THEOS-NDVI	MAXVER_INT-THEOS-NDVI	MD_INT-THEOS-SAVI	MAXVER_INT-THEOS-SAVI	MD_INT-THEOS-SRTM	MAXVER_INT-THEOS-SRTM	MD_INT-THEOS-NDVI-SRTM	MAXVER_INT-THEOS-NDVI-SRTM
MD	130,7175716									
MAXVER	-	-								
MD_INT-THEOS-NDVI	29,47703362	-	329,9056476							
MAXVER_INT-THEOS-NDVI	28,35983543	-	-2,671411765	358,7159073						
MD_INT-THEOS-SAVI	29,50301986	-	0,041186556	2,714499051	329,9699265					
MAXVER_INT-THEOS-SAVI	44,71465763	-	23,10565791	28,11536761	24,05691733	395,9886188				
MD_INT-THEOS-SRTM	-19,38048825	-	-76,4310237	-77,19589714	-76,47204911	-103,1514449	210,9753711			
MAXVER_INT-THEOS-SRTM	-	-	-	-	-	-	-	-		
MD_INT-THEOS-NDVI-SRTM	-19,35434528	-	-76,38605148	-77,14867431	-76,42707397	-103,1026707	0,039568553	-	211,0068015	
MAXVER_INT-THEOS-NDVI-SRTM	65,36715063	-	58,31733202	64,31903489	58,27383018	35,24314964	138,5945643	-	138,541917	471,9321932

Analisando a tabela 25 observa-se que as classificações que resultaram em índice 0 (zero), não possuem significância pois suas matrizes de confusão estão zeradas causando assim uma inexistência de dados para o Teste Z. Como estes resultados de classificação não possuem significância não faz sentido compará-los aos outros resultados, por isso que a correlação deles com os demais não foi considerada nos cálculos.

Contudo as únicas comparações que não resultaram em uma diferença significativa foram entre:

- i. a integração da imagem THEOS com o índice NDVI e a integração da imagem THEOS com o índice SAVI, ambos classificados por Mínima Distância;
- ii. e a integração da imagem THEOS com a banda SRTM e a integração da imagem THEOS com o índice NDVI e a banda SRTM, ambos também classificados por Mínima Distância;

No entanto a tabela 25 confirma o que foi concluído através da comparação entre os índices *Kappa*. A melhor classificação obtida foi resultado da integração da imagem THEOS com o índice NDVI e a banda SRTM quando classificada pelo método da Máxima Verossimilhança (MAXVER). Isto pelo fato de que mesmo com todas as outras combinações apresentando diferença significativa entre si, o maior valor de significância observado foi para esta combinação. O resultado final da classificação está representado no mapa da figura 15 e o mapa encontra-se no anexo 5 ao final do trabalho.

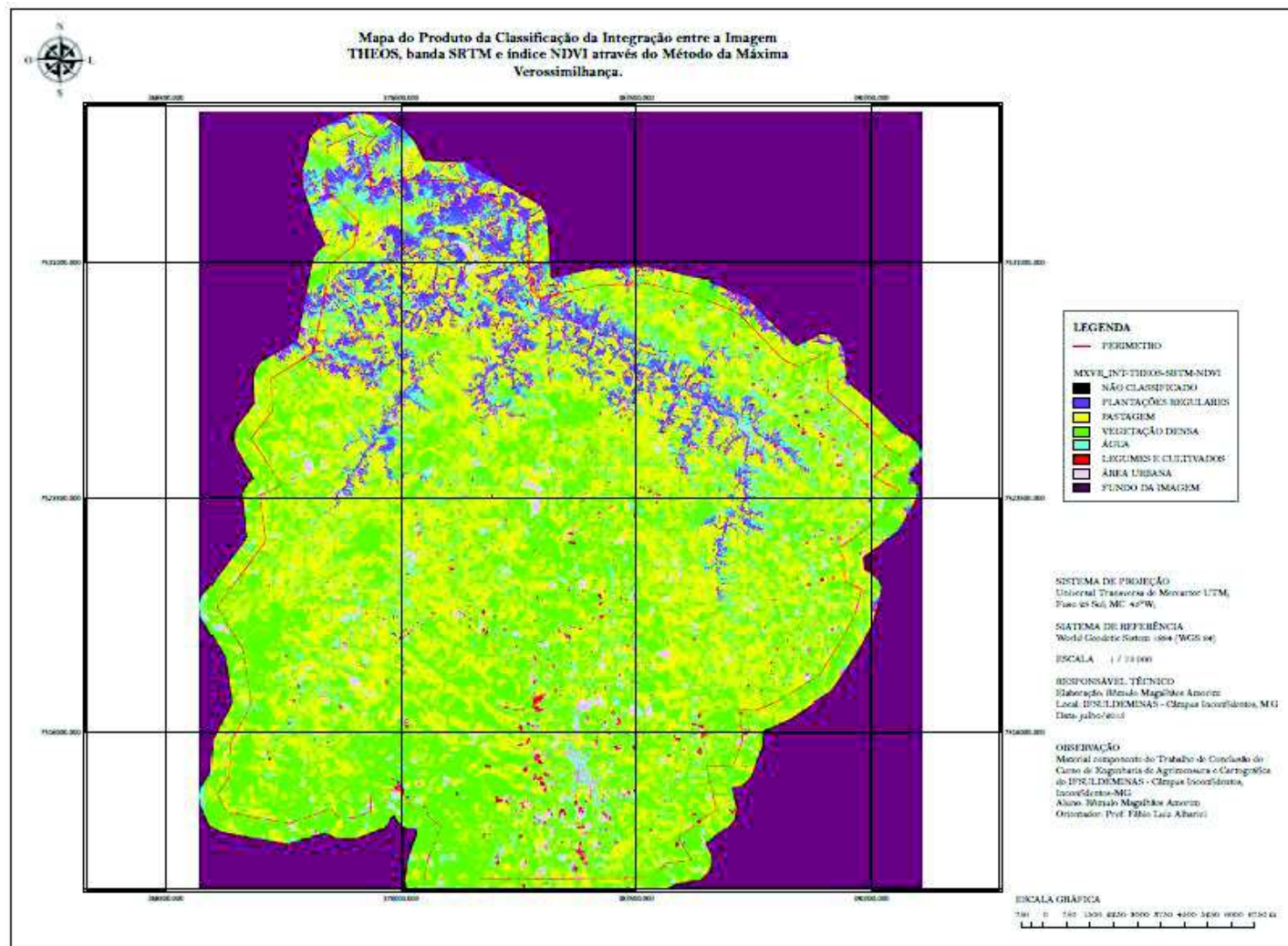


Figura 15 - "Representação do Mapa do Produto da Classificação da Integração entre a Imagem THEOS, banda SRTM e índice NDVI através do Método MAXVER".

4.4. QUANTIFICAÇÃO DO ESCOAMENTO

Baseando-se no Mapa de Solos de Minas Gerais produzido pela UFV observa-se que o grupo de solo predominante na área de estudo é o *Argissolo vermelho-amarelo distrófico*, um grupo particular de Latossolo. Segundo a definição dada Pela Secretaria de Agricultura e Abastecimento do Estado de São Paulo, no Instituto de Agricultura de Campinas (IAC, 2015):

“Argissolos são solos minerais com nítida diferenciação entre as camadas ou horizontes, reconhecida em campo especialmente pelo aumento, por vezes abrupto, nos teores de argila em profundidade. Podem ser arenosos, de textura média ou argilosa no horizonte mais superficial”.

Tal definição quando comparada com as classificações de solo dada por Setzer & Porto (1979) e Tucci (2007) na Tabela (05) mostra que o grupo de solo a ser considerado durante a aplicação do Método SCS-USDA deve ser o Grupo C.

Definido o grupo de solo, a imagem classificada foi dividida em sete novas imagens com apenas uma classe em cada. Assim o valor da constante CN foi substituído pelo valor digital no local da classe de acordo com a tabela 26.

Tabela 23 - "Tabela dos valores de CN usados para cada Classe".

CLASSE	VALOR DE CN
Fundo	0
Vegetação Densa	62
Pastagem	75
Legumes e Cultivados	79
Plantações Regulares	83,5
Área Urbana	90
Água	100

A imagem resultante com a unificação das bandas geradas com as constantes CN está representada na figura 16 e transcrito no anexo 6.

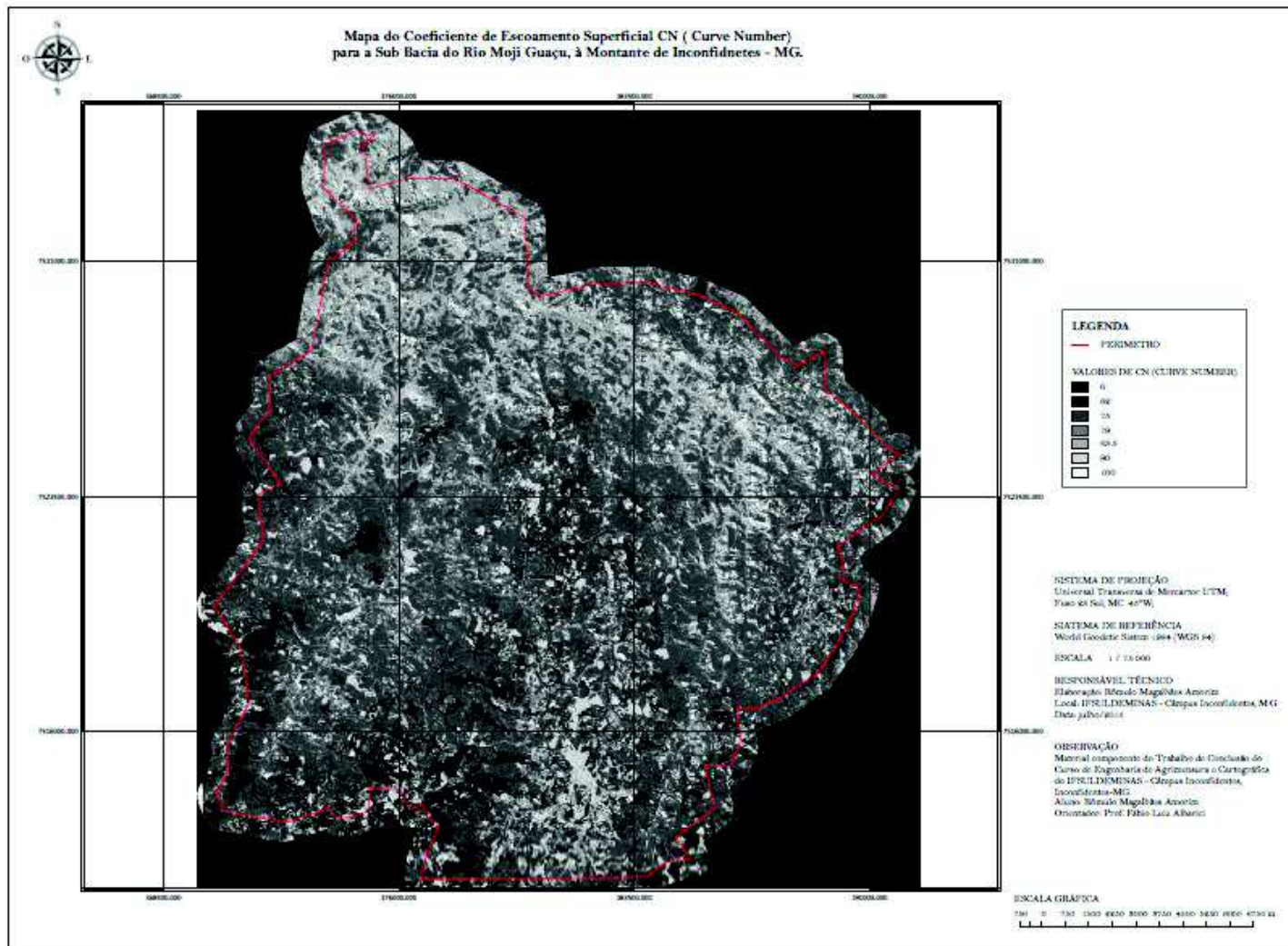


Figura 16- "Representação da imagem das constantes CN de cada classe".

A figura 16 juntamente com a imagem da distribuição pluviométrica (Figura 10) serviu como parâmetro para o cálculo dos valores digitais da imagem do escoamento superficial.

A figura 17 conclui o objetivo do trabalho e apresenta o mapa de escoamento superficial, o qual demonstra a parcela da chuva prevista que irá escoar superficialmente em cada pixel da imagem (ANEXO 7). A utilização da imagem THEOS foi de extrema importância visto que sua resolução espacial é muito boa (2m com o produto Pansharpened). Assim para cada 4m² de área foi computado um valor para o escoamento superficial.

A qualidade do produto final é dependente da fidedignidade da imagem da distribuição pluviométrica e indispensavelmente de uma boa classificação. A forte influência da distribuição pluviométrica pode ser percebida visualmente ao interpretar a figura 17, os maiores níveis de escoamento estão concentrados no entorno da região onde foi observado o maior índice pluviométrico. Contudo considerando que em um projeto diversas situações de pluviosidade podem ser simuladas, como por exemplo, diferentes períodos de retorno, máximas diárias, máximas mensais ou até mesmo anuais, a precipitação não pode ser encarada como o principal fator qualitativo para o mapa do escoamento. Os dados hidrológicos também provêm de fontes diversas e podem conter erros grosseiros impossíveis de serem detectados pelo produtor.

Assim o fato que predominantemente define se o mapa é ou não fidedigno com a realidade é a qualidade da classificação realizada. É ela quem determina a constante CN (*Curve Number*) usada no cálculo do escoamento superficial e esta apenas varia com alguma alteração no tipo de uso ou ocupação da área. Justamente por isso realizou-se a escolha de uma imagem orbital proveniente de um sensor calibrado e com controle de qualidade. E também justifica a rigorosidade nas etapas pós-classificação onde se buscou ao máximo identificar a melhor classificação obtida.

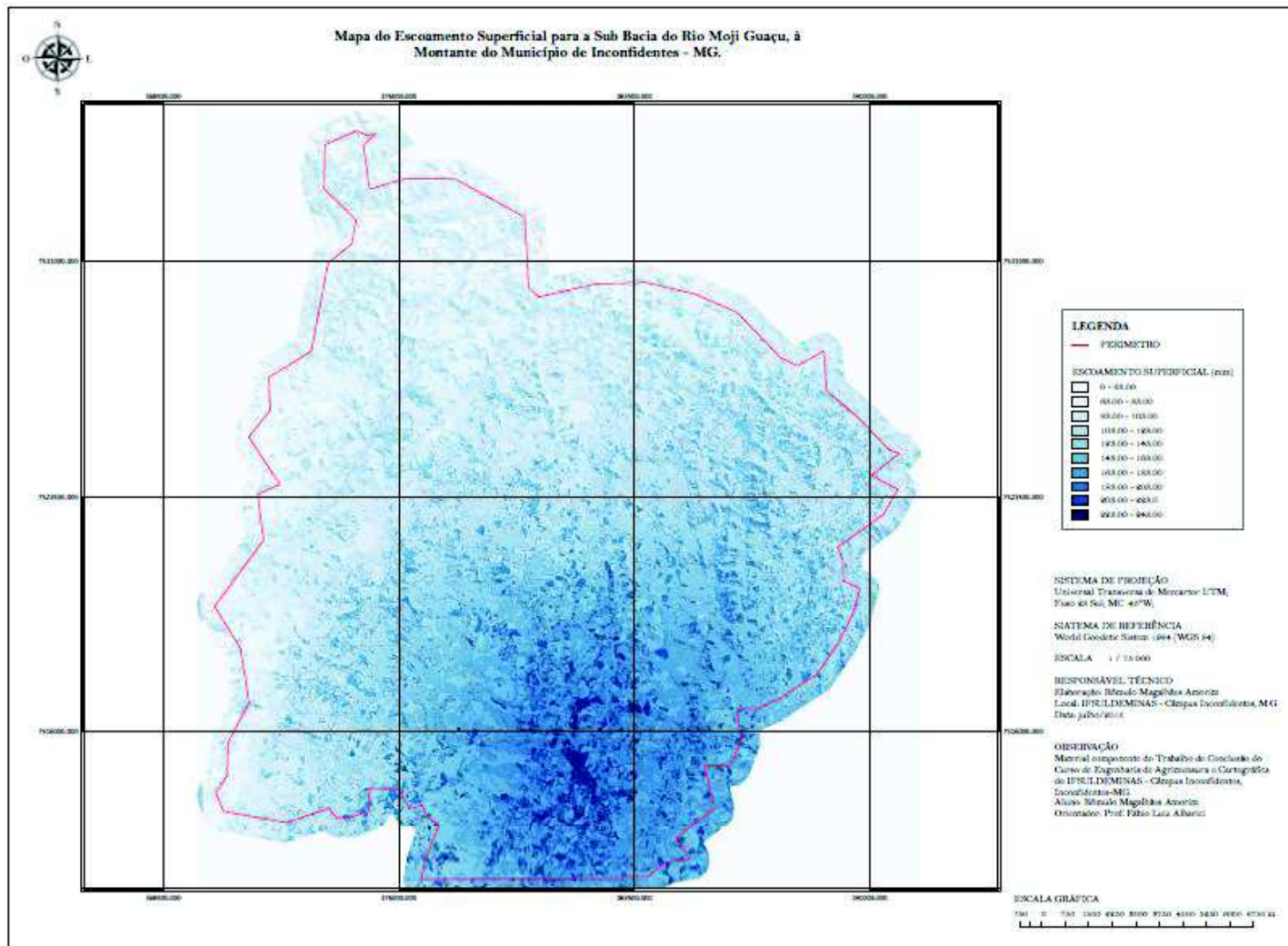


Figura 17 - "Mapa do Escoamento Superficial da Sub-Bacia do Rio Moji-Guaçu à Montante de Inconfidentes - MG".

4.5. IDENTIFICAÇÃO DAS ÁREAS DE RISCO

Além da qualidade da classificação, o mapa do escoamento superficial foi avaliado através da identificação de áreas de risco. Para avaliá-las os locais foram identificados no mapa de escoamento superficial e também na imagem THEOS e o resultado desta comparação é apresentado pelas imagens 19 a 23.

A seguir são apresentadas algumas situações passíveis de identificação utilizando a imagem do escoamento superficial. As imagens são acompanhadas de um selo exemplificado pela figura 18 do lado inferior esquerdo, nele são descritos:

1ª linha – coordenada da imagem no local indicado e seu valor das bandas R, G e B;

2ª linha – características da projeção em que se encontra a imagem;


3ª linha – coordenadas E e N (UTM) do local indicado;

4ª linha – coordenadas geográficas (Lat., Long.) do local indicado;

5ª linha – altitude aproximada do local indicado (m);

6ª linha – valor de R, G, e B do local indicado;

7ª linha – valor do escoamento superficial para o local (mm);



```
Disp #2 (6525,10477) Scm: R:201 G:168 B:123
Projection: UTM, Zone 23 South
Map: 382638.36E,7514850.85S Meters
LL : 22°28'7.18"S, 46°8'26.62"W
Disp #1 Data: 1372.669189
Disp #2 Data: R:201 G:168 B:123
Disp #3 Data: 244.374573
```

Figura 18 - "Exemplo do selo que acompanha as imagens".

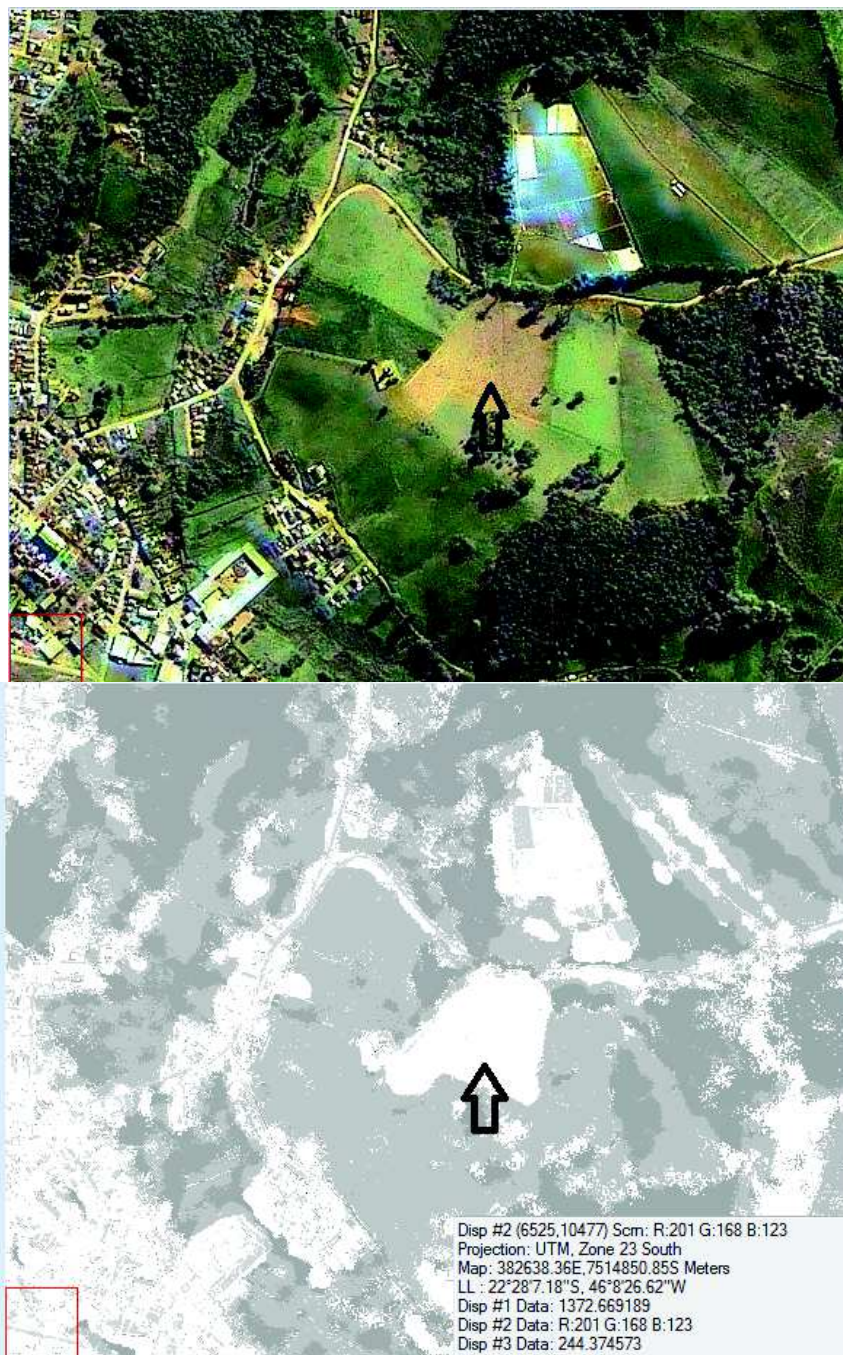


Figura 19 - "Local de Risco de Desmoronamento".

A figura 19 apresenta a identificação de um local onde apresenta um alto índice de escoamento superficial e quando se observa a imagem THEOS é possível identificar uma estrada que provavelmente tem um fluxo freqüente de usuários pela proximidade do povoado. Caso ocorra um deslizamento ou apenas um excesso de transporte de material ela poderá ficar inutilizável o que resultará em custos de operação para sua manutenção.



Figura 20 - "Área de Risco de Assoreamento de Curso D'água".

A figura 20 apresenta praticamente o mesmo caso da figura 18, porém o alvo agora é o corpo d'água identificado através da imagem THEOS. Outro detalhe que qualifica ainda mais o local como risco é a mata no fim do curso d'água que pode ser caracterizado como uma nascente. O valor do escoamento superficial para esta área é de 234,93 mm para a chuva prevista.

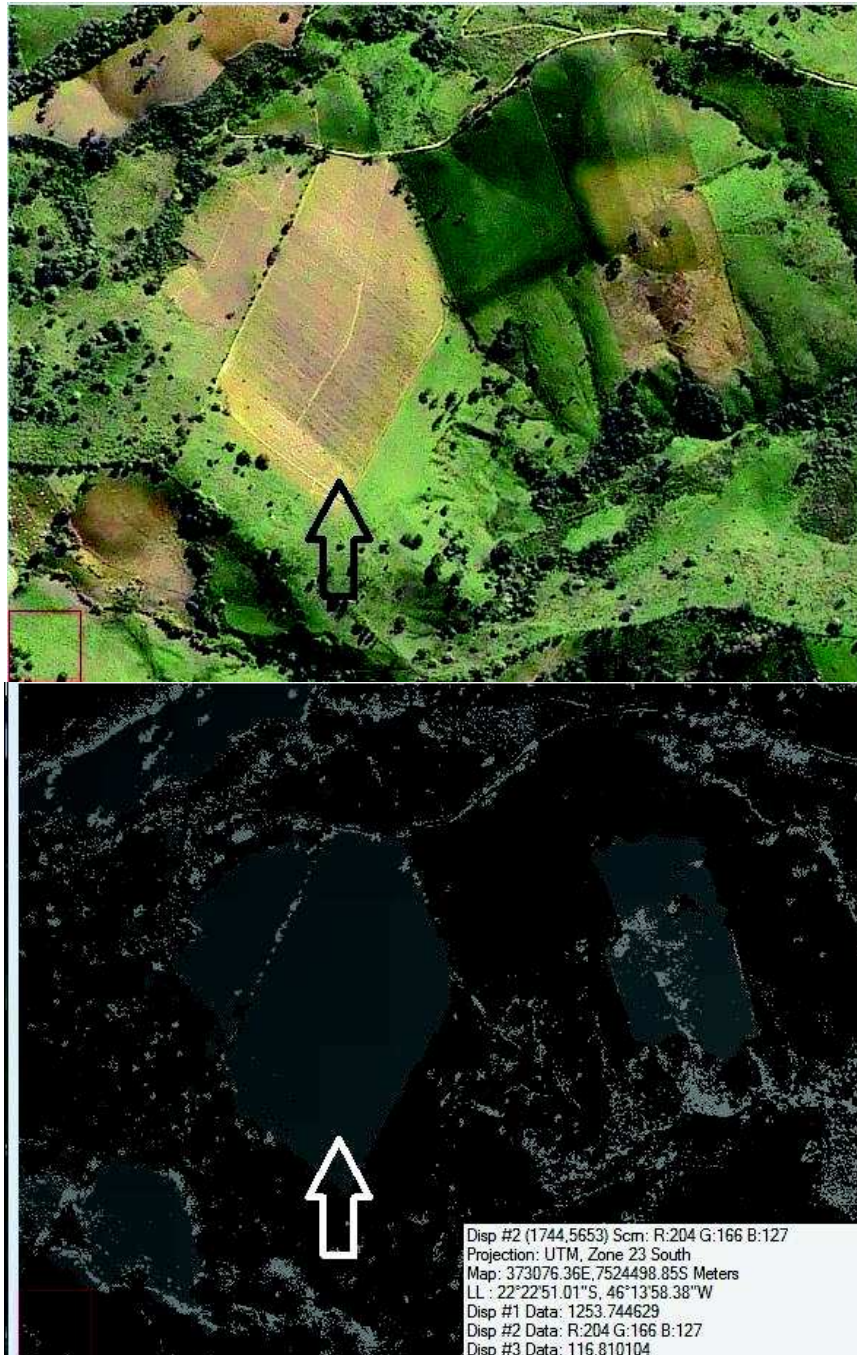


Figura 21 - "Local com pouca variação visual da cobertura, porém considerável variação no escoamento".

A figura 21 mostra o quanto a interpretação da imagem do escoamento pode auxiliar numa tomada de decisão mesmo quando a variação da cobertura vegetal não é muito heterogênea. Neste caso a área indicada apresenta um alto índice de escoamento superficial e a vizinha já apresenta um valor bem mais baixo assim uma pode servir como referência na preservação da outra ou dependendo da cultura pode servir para prevenção e planejamento antes da retirada da cobertura vegetal.



Figura 22 - "Comportamento na área urbanizada".

Em área urbanizada como na figura 22 é possível reparar o a função da resolução espacial no processo adotado. Ela proporciona uma classificação mais detalhada da área e conseqüentemente assume melhor resultado na distribuição dos valores de escoamento superficial. A área em destaque abrange parte de uma vegetação e parte da área urbana, e quando se interpreta a imagem do escoamento observa-se a riqueza de detalhes com que este foi determinado.



Figura 23 - "Apresentação de um erro passível de identificação".

A vantagem de se trabalhar interpretando tanto a imagem THEOS original quanto a imagem do escoamento superficial gerada é a possibilidade de comparação antes da tomada de decisão. A figura 23 apresenta um erro provavelmente ocorrido na classificação, onde nas áreas indicadas têm árvores isoladas e nos locais delas a imagem apresenta índices de escoamento mais elevados que na parte sem cobertura vegetal.

5. CONCLUSÃO

Salientado a importância de conhecer o comportamento do escoamento superficial em uma área a pesquisa apresenta uma maneira para quantificá-lo e inova a forma de apresentar seus valores. Um mapa de escoamento superficial contribui muito para diversos processos de tomada de decisão. Com a imagem do total de escoamento superficial por pixel é possível identificar e localizar pontos tanto com alto volume de escoamento quanto com baixos volumes. Esta facilitação se torna uma importante ferramenta no planejamento de grandes obras e no planejamento territorial municipal e ambiental.

O mapa representado pela figura 17 (ANEXO 7) apresenta o escoamento superficial para a área em estudo através de uma carta. Nele os valores em milímetros para o escoamento são apresentados em intervalos identificados por uma escala de cor. Isto gera perdas de detalhes se comparados com a imagem interpretada em meio digital. Assim se a necessidade do intérprete é identificar os extremos do evento o mapa em meio analógico atende bem à demanda, mas se o objetivo é obter o valor do escoamento para uma pequena área específica (contida no mapa), o material digital se sobressai em termos de eficiência e exatidão.

Mesmo com um resultado muito bom para a classificação alguns cuidados devem ser tomados ao utilizar o material. A imagem pode apresentar algumas incoerências como apresentado na figura 22, mas que não gera transtornos ao intérprete se este utilizar outros tipos de informação para auxiliá-lo na tomada de decisão.

Contudo o mapa do escoamento superficial gerado se mostrou muito coerente com a realidade das áreas observadas na imagem THEOS. Assim este trabalho alcança seu objetivo, porém novos resultados podem ser obtidos se testados diferentes métodos de classificação.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS (ANA); **Inventário das estações pluviométricas.** Agência Nacional de Águas. – 2 ed. - Brasília: ANA; SGH, 2009.

ÁLVARES, M. L. P.; ÁLVARES, D.; ÁLVARES, H. S.; MORAES, L. R. S.; SANTOS, M. E. P. dos. **Delimitação das Bacias Hidrográficas e de Drenagem Natural da Cidade de Salvador.** Revista Interdisciplinar de Gestão Social, Salvador, v. 1, n. 1, p.107-129, jan./abr. 2012.

AMARAL, M. V. F. et al. **Avaliação e Comparação de Métodos de Classificação de Imagens de Satélites para o Mapeamento de Estágios de Sucessão Florestal.** Revista Árvore, Viçosa, v. 33, n. 3, p.575-582, abr. 2009.

CARVALHO, D. F. de; SILVA, Leonardo Duarte Batista da. **Hidrologia.** Rio de Janeiro: UFRRJ, 2006.

CATTANI, C. E. V. et al.; **Desempenho de algoritmos de classificação supervisionada para imagens dos satélites RapidEye.** Anais Xiii Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Foz do Iguaçu, v. 11, n. 1, p.8005-8010, abr. 2013.

CONGALTON, R. G. **A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data.** Remote Sensing of Environment, v. 49 n. 12, p. 1671-1678, 1991.

CONGALTON, R. G.; GREEN, K.; **Assessing the accuracy of remotely sensed data: Principles and practices.** New York: Lewis Publishers, 1999. 137p.

EPIPHANIO, J. C. N.; GLERIANI, J. M.; FORMAGGIO, A. R.; **Índices de Vegetação no Sensoriamento Remoto da Cultura do Feijão;** Pesquisa Agropecuária Brasileira, Brasília, v. 31, n. 6, p.445-454, 1996.

FIGUEIREDO, G. C.; VIEIRA, C. A. O.; **Estudo do comportamento dos índices de Exatidão Global, Kappa e Tau, comumente usados para avaliar a classificação de imagens do sensoriamento remoto.** Anais Xiii Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Florianópolis, v. 11, n. 1, p.5755-5762, abr. 2007.

FOODY, G. M. **Status of land cover classification accuracy assessment**. Remote Sensing of Environment, v. 80, p. 185- 201, 2002.

GALO, M. de L. B. T.; **Sensoriamento Remoto II: Capítulo 8 – Classificação dos Dados de Sensoriamento Remoto**; Departamento de Cartografia; FCT/Unesp; 2003.

GALO, M. **Notas de Aula de Fotogrametria III**. Universidade Estadual Paulista – FCT-UNESP, Presidente Prudente, SP, 2004.

GURGEL, H. C.; **Variabilidade especial e temporal do NDVI sobre o Brasil e suas conexões com o clima**; São José dos Campos, 2000. 118 f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais.

HARTMANN, M.; MOALA, F. A.; MENDONÇA, M. A.. **Estudo das Precipitações Máximas Anuais em Presidente Prudente**. Revista Brasileira de Meteorologia, Presidente Prudente, v. 26, n. 4, p.561-568, dez. 2011.

IAC; **Argissolos**; Disponível em: <<http://www.iac.sp.gov.br/solosp/pdf/Argissolos.pdf>> Acesso em: 25/09/2015;

IBGE; **Introdução ao Processamento de Digital de Imagens**; Rio de Janeiro: Ibge, 2000.

LIU, W. T. H.. **Aplicações de sensoriamento remoto**. Campo Grande; Ed. UNIDERP, 2006, 908p.

LIU, W. T. H.; **Aplicações de Sensoriamento Remoto**; Campo Grande: UNIDERP, 2006. 908 p.

MELLO, C R et al. **Krigagem e Inverso do Quadrado da Distância para Interpolação dos Parâmetros da Equação de Chuvas Intensas**. Revista Brasileira de Ciência do Solo, Viçosa, v. 27, n. 6, p.925-933, nov. 2003.

MOREIRA, M. A.; **Fundamentos do Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação**; INPE, 2001.

MUNDOGEO. **Sensor**. 1998. Disponível em: <<http://mundogeo.com/blog/1998/10/15/sensor-5/>>. Acesso em: 20 set. 2015.

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações**. São Paulo. Ed. Edgard Blucher, 2a edição, 1992. 308p

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E.; **Sensoriamento remoto no estudo da vegetação**; São José dos Campos: Parêntese, 2007.

PRATES, I.; **Dados SRTM com Resolução Espacial de 30m são disponibilizados**. Disponível em: <<http://mundogeo.com/blog/2014/09/25/dados-srtm-com-resolucao-espacial-de-30-m-sao-disponibilizados/>>. Acesso em: 25 set. 2015.

PRUSKI, F. F.; BRANDÃO, V. dos S.; SILVA, D. D. da; **Escoamento Superficial**; 2 ed. Viçosa: UFV, 2006. 87 p.

RIBEIRO, R. M. P.; **Avaliação de Métodos de Classificação de Imagens IKONOS II para o Mapeamento da Cobertura Terrestre**. 2003. 50 f. Tese (Doutorado) - Curso de Pós Graduação em Ciência Florestal, Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2003.

RIBEIRO, S. R. A.; CENTENO, J. S.; **Classificação do Uso do Solo Utilizando Redes Neurais e o Algoritmo MAXVER**. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Curitiba, v. 3, n. 11, p.1-8, maio 2001.

ROBINSON, R.; THAGESEN, B.; **Road Engineering for Development**; London e New York: Spon Press, 2004. 539 p.

SANTOS, D. R. dos.; **Fotogrametria I**; Curitiba: UFPR, 2009.

SETZER, J.; PORTO, R. L. L. **Tentativa de avaliação do escoamento superficial de acordo com o solo e seu recobrimento vegetal nas condições do Estado de São Paulo**. Boletim Técnico DAEE, v. 2, n. 2, p. 81-104, 1979.

SILVA, A. F. *et. al.*; **Calibração e Restituição na Escala de 1:5000, a partir de Imagens Adquiridas com a Câmara Digital Kodak DCS Pro 14N**. Trabalho de Conclusão de Curso (TCC), UNESP, 2004;

TOLEDO DEL PINO, M. A. I.; **Hidrologia**; IFSULDEMINAS – Campus Inconfidentes; Inconfidentes, MG; 2013; 42 slides;

TOMAZ, P.; **Curso de Manejo de Águas Pluviais**: Cap. 151- Distribuição de Gumbel e Log-Pearson Tipo III. Rio de Janeiro: UFRRJ, 2014.

TUCCI, C. E. M.; **Hidrologia: Ciência e Aplicação**; Porto Alegre: UFRGS/abrh, 2007.

TUCCI, C. E. M.; **Plano Diretor de Drenagem Urbana: Princípios e Concepção**; RBRH - Revista Brasileira de Recursos Hídricos Volume 2 n.2 Jul/Dez 1997.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA; FUNDAÇÃO CENTRO TECNOLÓGICO DE MINAS GERAIS; UNIVERSIDADE FEDERAL DE LAVRAS; FUNDAÇÃO ESTADUAL DO MEIO AMBIENTE. **Mapa de solos do Estado de Minas Gerais**; Belo Horizonte: Fundação Estadual do Meio Ambiente, 2010

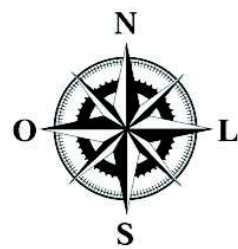
VALENTE, R. de O. A., VETTORAZZI, C. A.; **Mapeamento de uso e cobertura do solo da Bacia do Rio Corumbataí, SP**. CIRCULAR TÉCNICA IPEF, n. 196, maio de 2003.

VALERIANO, M. de M.; **MODELO DIGITAL DE ELEVAÇÃO COM DADOS SRTM DISPONÍVEIS PARA A AMÉRICA DO SUL**. São José dos Campos: Inpe, 2004.

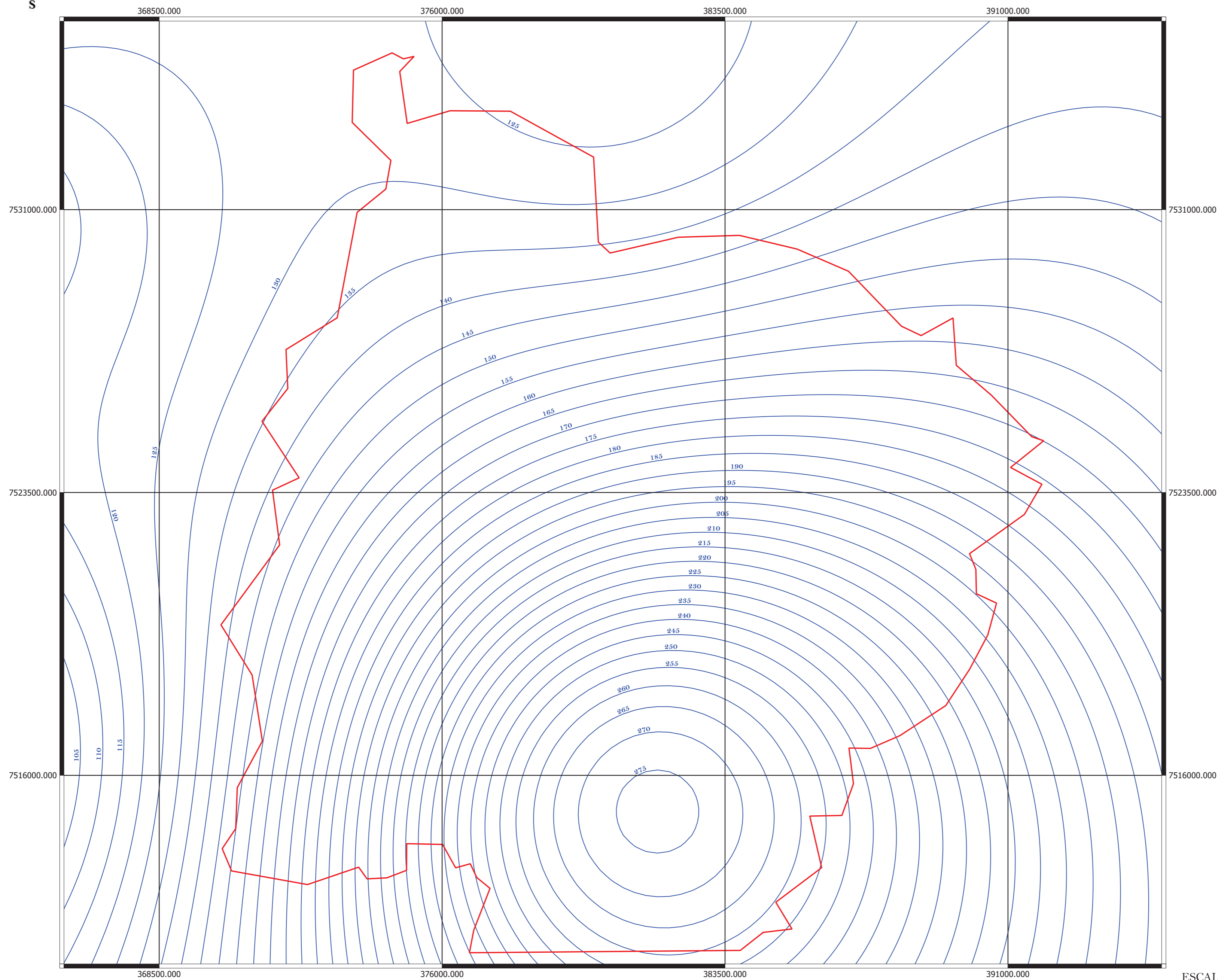
VILLELA, S. M.; MATTOS, A.; **Hidrologia Aplicada**; São Paulo: McGraw do Brasil, 1975.

8. ANEXOS

ANEXO 1 – MAPA DA DISTRIBUIÇÃO DAS MÁXIMAS DIÁRIAS ANUAIS OBTIDAS PELA DISTRIBUIÇÃO DE GUMBEL.



Mapa da Distribuição Pluviométrica das Máximas Diárias Anuais obtidas pela Distribuição de Gumbel.



LEGENDA

- PERIMETRO
- CURVAS PLUVIOMÉTRICAS

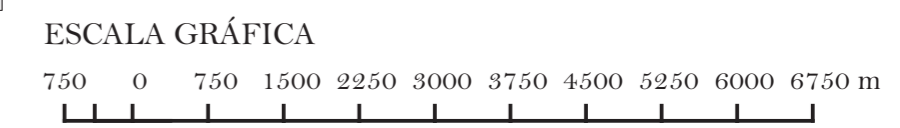
SISTEMA DE PROJEÇÃO
Universal Transversa de Mercator UTM;
Fuso 23 Sul; MC 45°W;

SIATEMA DE REFERÊNCIA
World Geodetic Sistem 1984 (WGS 84)

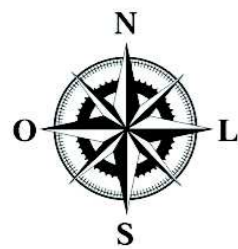
ESCALA 1 / 75 000

RESPONSÁVEL TÉCNICO
Elaboração: Rômulo Magalhães Amorim
Local: IFSULDEMINAS - Câmpus Inconfidentes, MG
Data: julho/2015

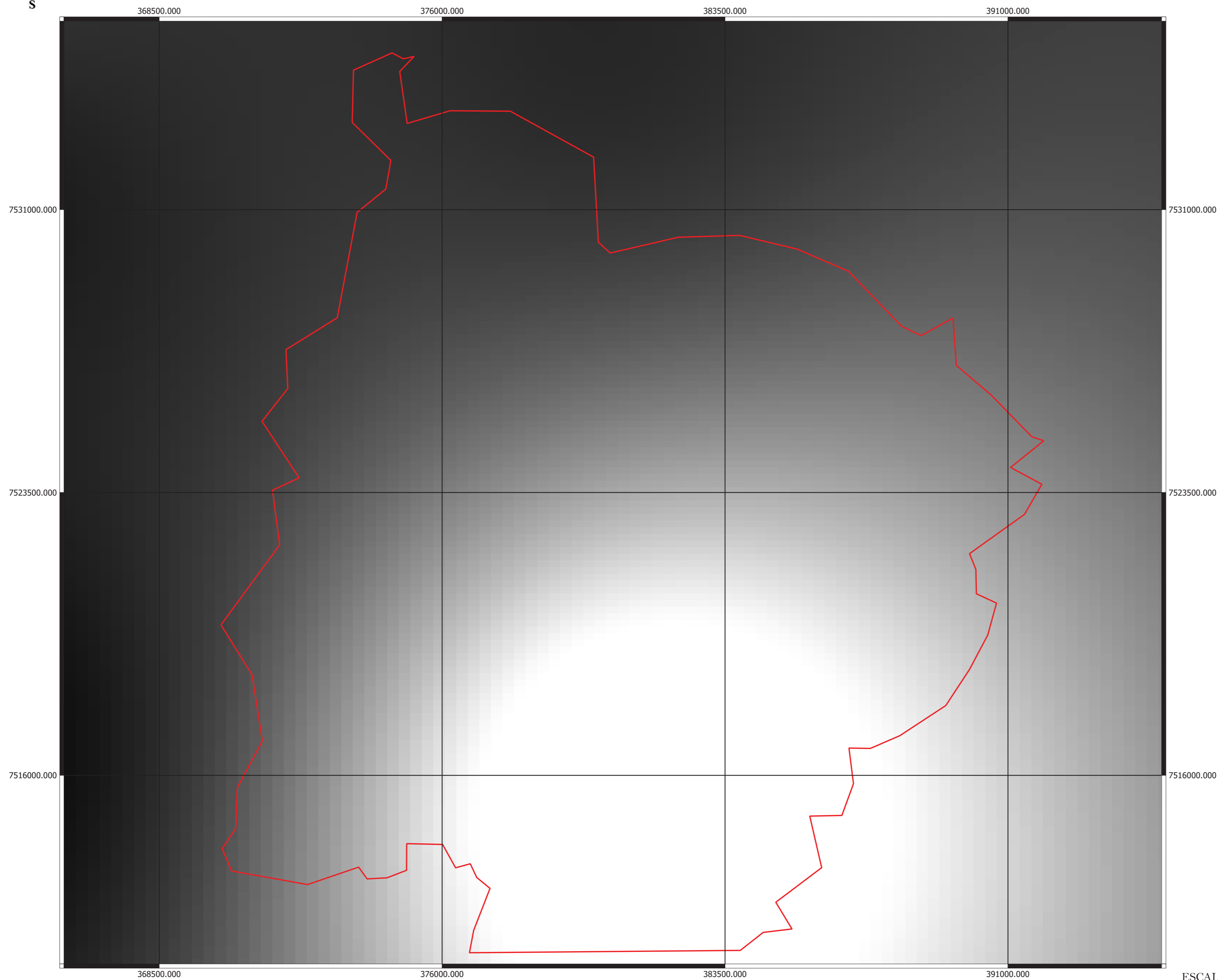
OBSERVAÇÃO
Material componente do Trabalho de Conclusão do
Curso de Engenharia de Agrimensura e Cartográfica
do IFSULDEMINAS - Câmpus Inconfidentes,
Inconfidentes-MG.
Aluno: Rômulo Magalhães Amorim
Orientador: Prof. Fábio Luiz Albarici



ANEXO 2 – MAPA DA DISTRIBUIÇÃO DAS MÁXIMAS DIÁRIAS
OBTIDAS PELA DISTRIBUIÇÃO DE GUMBEL RASTERIZADO.



Mapa da Distribuição Pluviométrica das Máximas Diárias Anuais obtidas pela Distribuição de Gumbel Rasterizado.



LEGENDA

- PERIMETRO

Pluviometria (mm)

- Mínimas
- Máximas

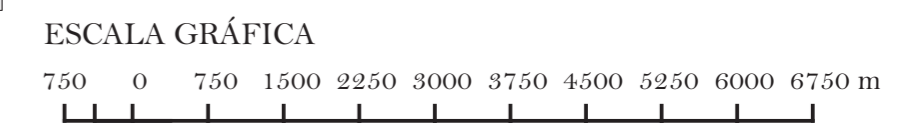
SISTEMA DE PROJEÇÃO
Universal Transversa de Mercator UTM;
Fuso 23 Sul; MC 45°W;

SIATEMA DE REFERÊNCIA
World Geodetic Sistem 1984 (WGS 84)

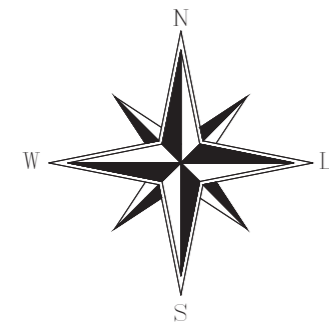
ESCALA 1 / 75 000

RESPONSÁVEL TÉCNICO
Elaboração: Rômulo Magalhães Amorim
Local: IFSULDEMINAS - Câmpus Inconfidentes, MG
Data: julho/2015

OBSERVAÇÃO
Material componente do Trabalho de Conclusão do
Curso de Engenharia de Agrimensura e Cartográfica
do IFSULDEMINAS - Câmpus Inconfidentes,
Inconfidentes-MG.
Aluno: Rômulo Magalhães Amorim
Orientador: Prof. Fábio Luiz Albarici



ANEXO 3 – SUB BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO MOJI GUAÇU



N 7.531.000,0000 m

N 7.525.000,0000 m

N 7.519.000,0000 m

N 7.513.000,0000 m

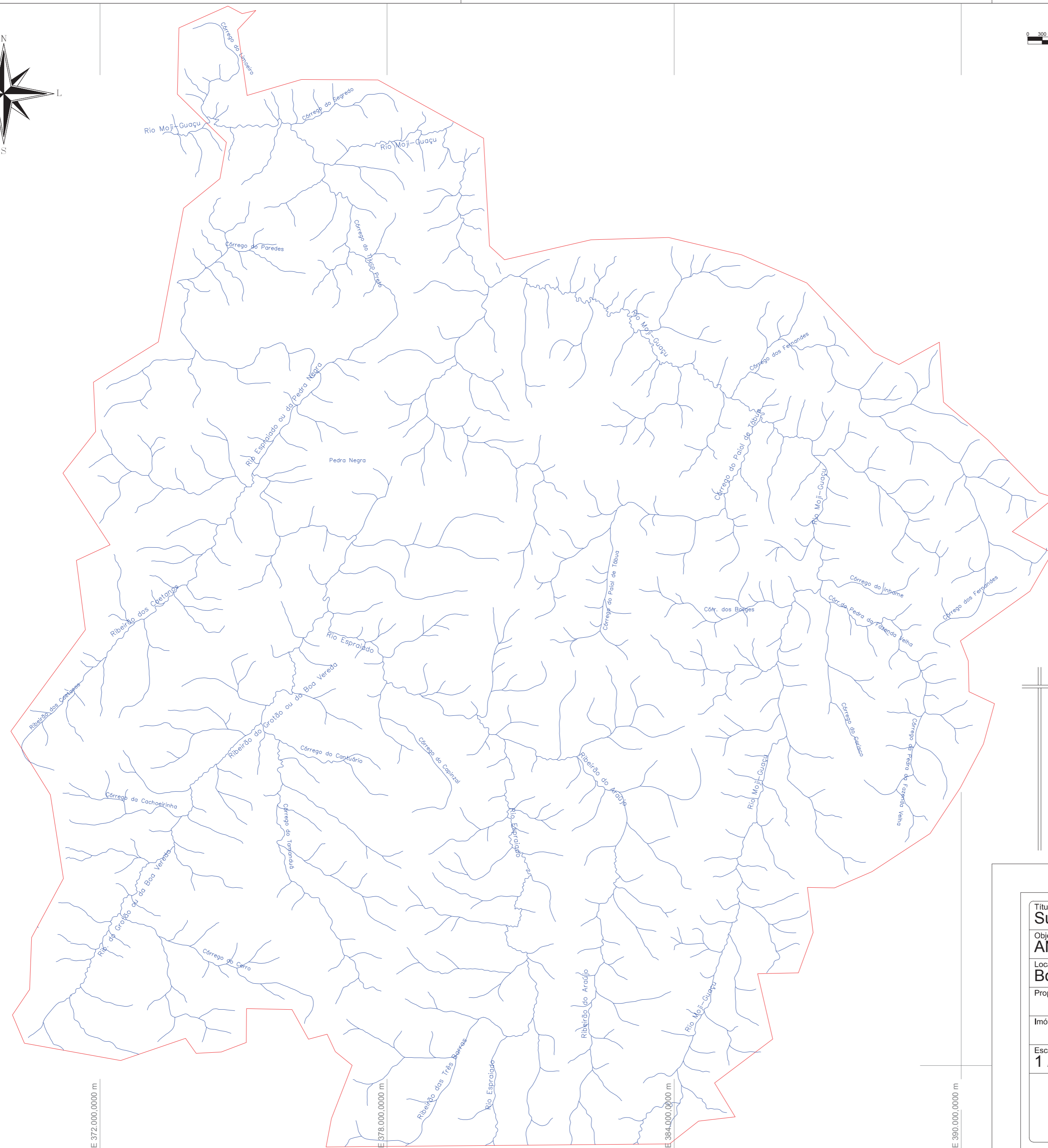
E 372.000,0000 m



E 378.000,0000 m

E 384.000,0000 m

E 390.000,0000 m

Este desenho foi elaborado utilizando como fonte original o sistema profissional para Cálculo, Desenho e Projeto topográfico TopoEVA 5.1 - Número de Série: 85051 - Licenciado à: Marco Antonio Vieira.



LEGENDA
 Limite da Sub Bacia do Rio Moji-Guaçu delimitado através das linhas de cumeada identificadas nas Cartas Internacionais ao Milionésimo (IBGE) folhas de Borda da Mata e Ouro Fino;
 Hidrografia da Sub Bacia do Rio Moji-Guaçu;

SISTEMA DE PROJEÇÃO
Universal Transversa de Mercator, UTM.
Fuso 23 Sul; Meridiano Central 45°.

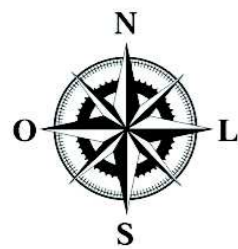
SISTEMA DE REFERÊNCIA: WGS 84.
ESCALA: 1/60000.

RESPONSÁVEL TÉCNICO
Elaboração: Rômulo Magalhães Amorim
Local: IFSULDEMINAS - Câmpus Inconfidentes, MG.
Data: julho/2015.

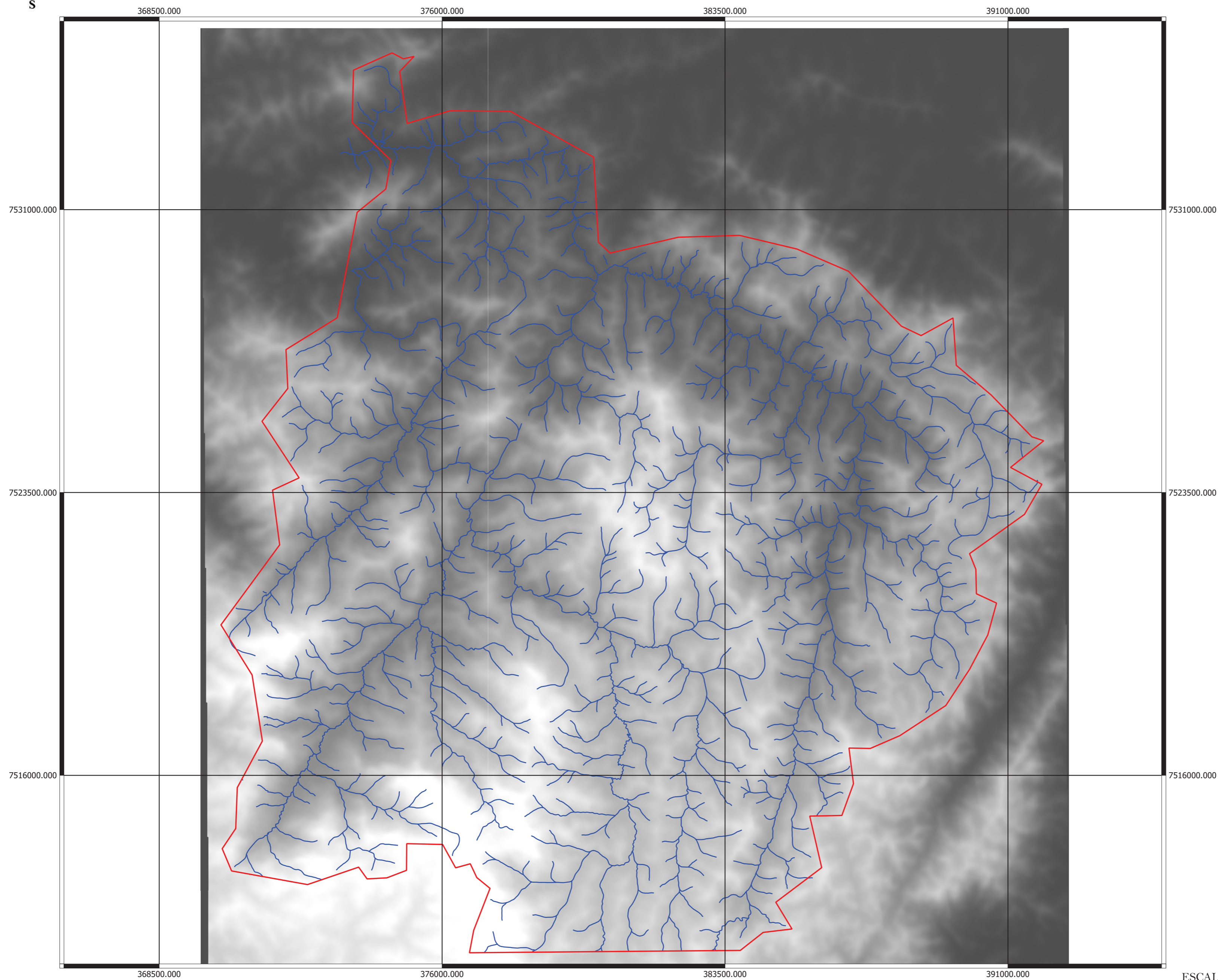
OBSERVAÇÕES
Mapa objeto do Trabalho de Conclusão de Curso de Rômulo Magalhães Amorim apresentado como pré requisito para obtenção do título de Engenheiro Agrimensor e Cartógrafo.
Prof. Orientador: Fábio Luiz Albarici

Título: Sub-Bacia Hidrográfica do Rio Moji-Guaçu		Folha: 01/01
Objetivo: ANEXO - TCC Eng. de Agrimensura e Cartográfica (2015)		
Localidade: Bom Repouso, MG		
Proprietários:		
Imóvel:	Matricula:	
Escala: 1 / 60000	Data: 01/01/2001	Estado: Estado
Prof. Fábio Luiz Albarici		Rômulo Magalhães Amorim Eng. de Agrimensura e Cartográfica (2011/2015)

ANEXO 4 – MAPA DO RECORTE SRTM MAIS A HIDROGRAFIA DA
SUB BACIA DO RIO MOJI GUAÇU À MONTANTE DO MUNICÍPIO DE
INCONFIDENTES – MG.



Mapa do Recorte da Banda SRTM mais a Hidrografia da Sub Bacia Rio Moji Guaçu à montante do Município de Inconfidentes - MG.



LEGENDA

- PERIMETRO
- HIDROGRAFIA

Altitude (m)

- Mínimas
- Máximas

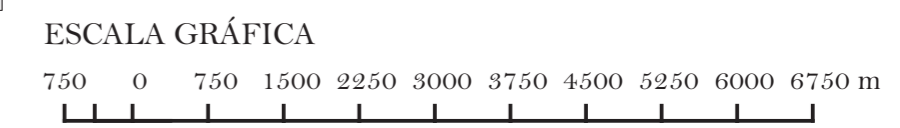
SISTEMA DE PROJEÇÃO
Universal Transversa de Mercator UTM;
Fuso 23 Sul; MC 45°W;

SIATEMA DE REFERÊNCIA
World Geodetic Sistem 1984 (WGS 84)

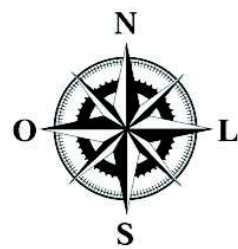
ESCALA 1 / 75 000

RESPONSÁVEL TÉCNICO
Elaboração: Rômulo Magalhães Amorim
Local: IFSULDEMINAS - Câmpus Inconfidentes, MG
Data: julho/2015

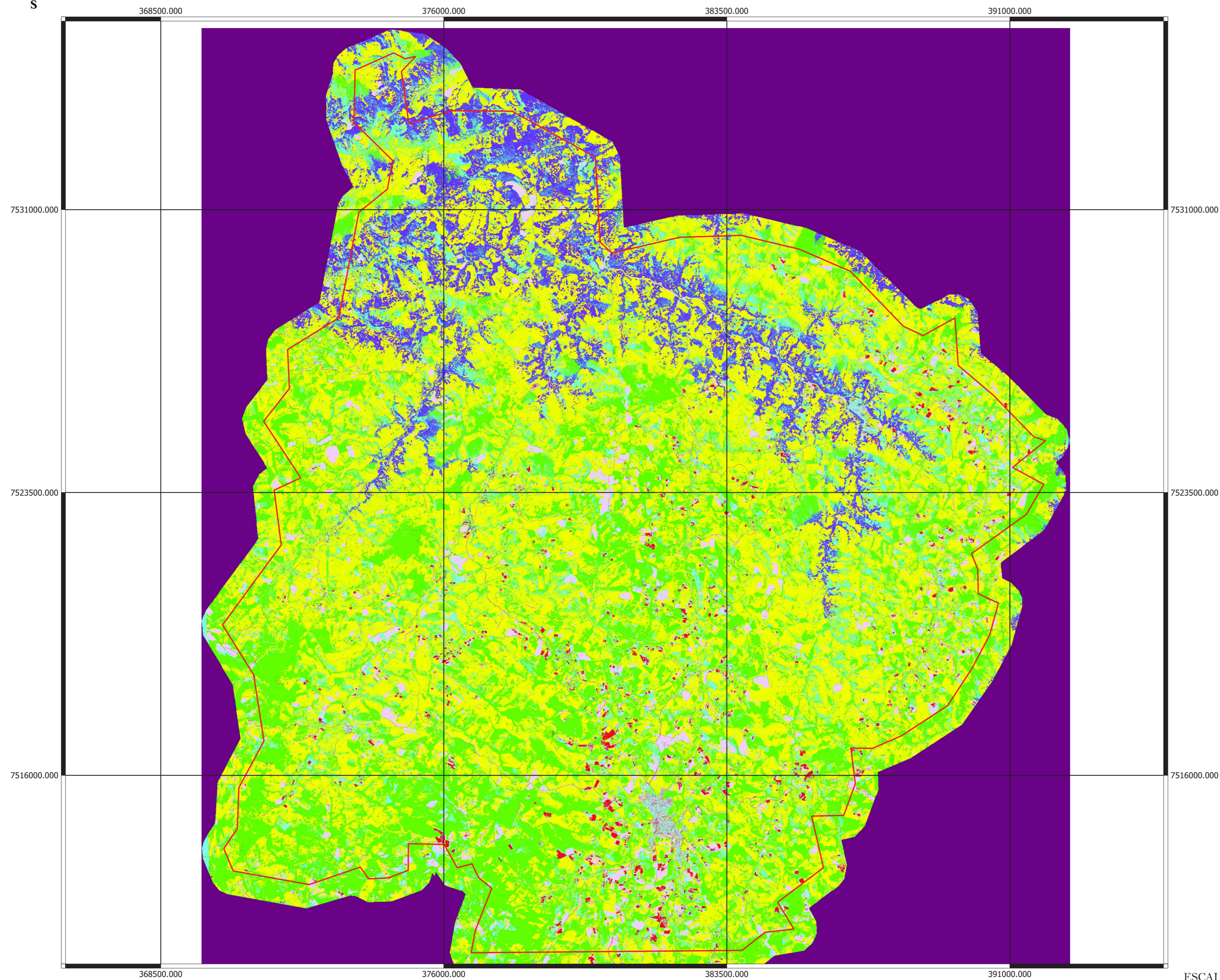
OBSERVAÇÃO
Material componente do Trabalho de Conclusão do
Curso de Engenharia de Agrimensura e Cartográfica
do IFSULDEMINAS - Câmpus Inconfidentes,
Inconfidentes-MG.
Aluno: Rômulo Magalhães Amorim
Orientador: Prof. Fábio Luiz Albarici




ANEXO 5 – MAPA DA CLASSIFICAÇÃO DA INTEGRAÇÃO ENTRE
A IMAGEM THEOS, BANDA SRTM E ÍNDICE NDVI ATRAVÉS DO MÉTODO
DA MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA.











Mapa do Produto da Classificação da Integração entre a Imagem
THEOS, banda SRTM e índice NDVI através do Método da Máxima
Verossimilhança.



LEGENDA

-  PERIMETRO

- MXVR_INT-THEOS-SRTM-NDVI
-  NÃO CLASSIFICADO
-  PLANTAÇÕES REGULARES
-  PASTAGEM
-  VEGETAÇÃO DENSA
-  ÁGUA
-  LEGUMES E CULTIVADOS
-  ÁREA URBANA
-  FUNDO DA IMAGEM

SISTEMA DE PROJEÇÃO
Universal Transversa de Mercator UTM;
Fuso 23 Sul; MC 45°W;

SIATEMA DE REFERÊNCIA
World Geodetic Sistem 1984 (WGS 84)

ESCALA 1 / 75 000

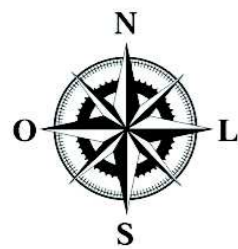
RESPONSÁVEL TÉCNICO
Elaboração: Rômulo Magalhães Amorim
Local: IFSULDEMINAS - Câmpus Inconfidentes, MG
Data: julho/2015

OBSERVAÇÃO
Material componente do Trabalho de Conclusão do
Curso de Engenharia de Agrimensura e Cartográfica
do IFSULDEMINAS - Câmpus Inconfidentes,
Inconfidentes-MG.
Aluno: Rômulo Magalhães Amorim
Orientador: Prof. Fábio Luiz Albarici

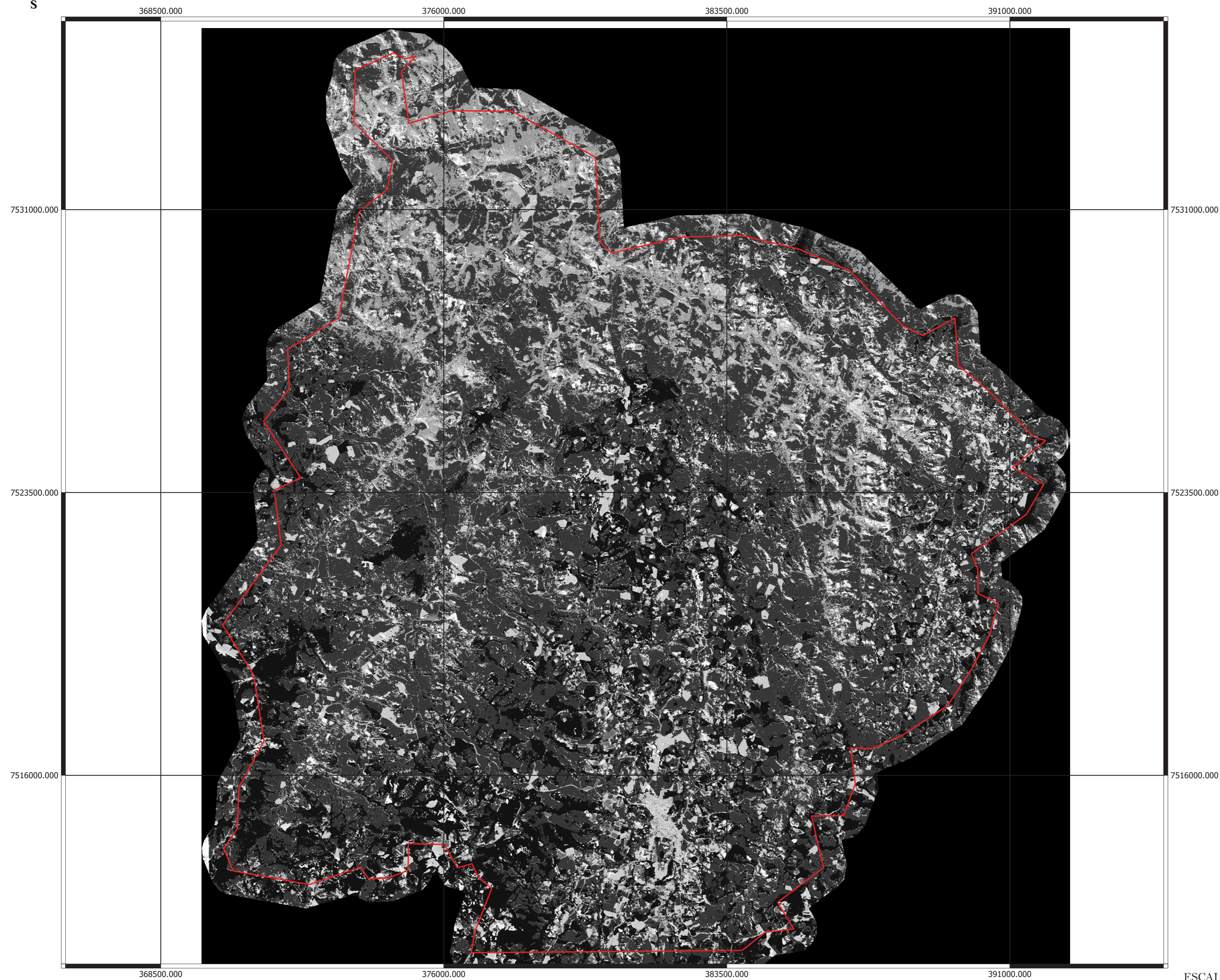
ESCALA GRÁFICA



ANEXO 6 – MAPA DO COEFICIENTE DE ESCOAMENTO
SUPERFICIAL CN (*CURVE NUMBER*) PARA A SUB BACIA DO RIO MOJI
GUAÇU, À MONTANTE DE INCONFIDENTES – MG.



Mapa do Coeficiente de Escoamento Superficial CN (Curve Number) para a Sub Bacia do Rio Moji Guaçu, à Montante de Inconfidnetes - MG.



LEGENDA

— PERIMETRO

VALORES DE CN (CURVE NUMBER)

0

62

75

79

83.5

90

100

SISTEMA DE PROJEÇÃO
Universal Transversa de Mercator UTM;
Fuso 23 Sul; MC 45°W;

SIATEMA DE REFERÊNCIA
World Geodetic Sistem 1984 (WGS 84)

ESCALA 1 / 75 000

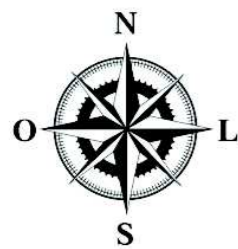
RESPONSÁVEL TÉCNICO
Elaboração: Rômulo Magalhães Amorim
Local: IFSULDEMINAS - Câmpus Inconfidentes, MG
Data: julho/2015

OBSERVAÇÃO
Material componente do Trabalho de Conclusão do
Curso de Engenharia de Agrimensura e Cartográfica
do IFSULDEMINAS - Câmpus Inconfidentes,
Inconfidentes-MG.
Aluno: Rômulo Magalhães Amorim
Orientador: Prof. Fábio Luiz Albarici

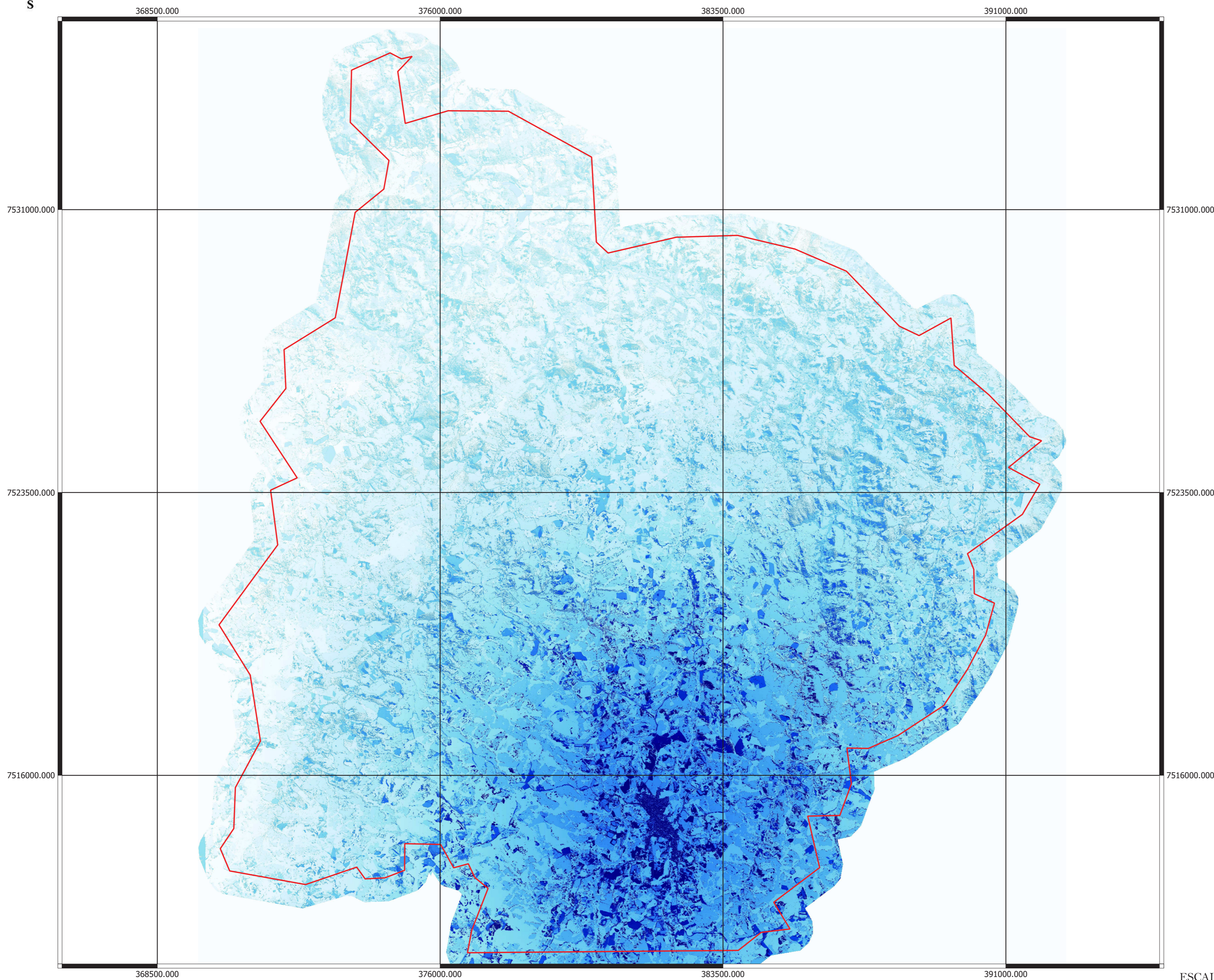
ESCALA GRÁFICA



ANEXO 7 – MAPA DO ESCOAMENTO SUPERFICIAL PARA A SUB
BACIA DO RIO MOJI GUAÇU, À MONTANTE DO MUNICÍPIO DE
INCONFIDENTES – MG.



Mapa do Escoamento Superficial para a Sub Bacia do Rio Moji Guaçu, à Montante do Município de Inconfidentes - MG.



LEGENDA

— PERIMETRO

ESCOAMENTO SUPERFICIAL (mm)

0 - 63.00
63.00 - 83.00
83.00 - 103.00
103.00 - 123.00
123.00 - 143.00
143.00 - 163.00
163.00 - 183.00
183.00 - 203.00
203.00 - 223.00
223.00 - 243.00

SISTEMA DE PROJEÇÃO
Universal Transversa de Mercator UTM;
Fuso 23 Sul; MC 45°W;

SIATEMA DE REFERÊNCIA
World Geodetic Sistem 1984 (WGS 84)

ESCALA 1 / 75 000

RESPONSÁVEL TÉCNICO
Elaboração: Rômulo Magalhães Amorim
Local: IFSULDEMINAS - Câmpus Inconfidentes, MG
Data: julho/2015

OBSERVAÇÃO
Material componente do Trabalho de Conclusão do
Curso de Engenharia de Agrimensura e Cartográfica
do IFSULDEMINAS - Câmpus Inconfidentes,
Inconfidentes-MG.
Aluno: Rômulo Magalhães Amorim
Orientador: Prof. Fábio Luiz Albarici

