

Processamento digital de imagens para determinação do coeficiente de Manning na região da Barragem de São José do Jacuípe - BA.

Alarcon Matos de Oliveira¹
José Bueno Conti²
Rosangela Leal Santos³
Lusanira Nogueira Aragão⁴

^{1,2}Universidade de São Paulo – USP/FFLHC
Avenida Professor Lineu Prestes, 338 - CEP 05508-000 - Cidade Universitária - São Paulo – SP

^{3,4}Universidade Estadual de Feira de Santana – UEFS/DETEC
Av. Transnordestina, s/n Campus Universitário Novo Horizonte CEP: 44036-900

Abstract. Simulations of hydrological models constitute a powerful ferment for evaluation and environmental management, aiding in decision making. The scale of complexity of these models requires special attention, especially when working with surface runoff of open channels, since in this context a variable appears, which is not well worked will imply in incoherent results, this is the coefficient of Manning. The Manning coefficient corresponds to the opposite force to the flow, the determination of this coefficient is preponderant to indicate the resistance of the flow in the channel, so it is not a simplistic task since there are no exact methods for its determination. The present paper had the objective of applying digital image processing PDI - color composition and supervised classification, using the Maximum Likelihood algorithm - Maxvers Landsat Image 08, TM + sensor of February of 2015 with spatial resolution of 30 meters 16bits spectral resolution, cartographic projection WGS84, 24Sul spindle with the intention of mapping the Manning classes to the municipality of São José do Jacuípe, especially in the area between the São José do Jacuípe Dam and the Urban area of this city. The choices of the classes were according to (DE JONG et al., 2003; CAMPOS, 2011). Based on the evaluation of the accuracy of the results, field work and visual identification, this technique proved adequate for this mapping, and it is advisable to use it in future work.

Palavras-chave. *Remote Sensing, Image Processing, Manning, Sensoriamento Remoto, Processamento de imagens, Manning.*

1. Introdução

Simulações de modelos hidrológicos se constituem numa poderosa fermenta para avaliação ambiental, auxiliando os gestores na tomada de decisão. A escala de complexidade destes modelos requer atenção especial, principalmente quando se está trabalhando com escoamento superficial de canais abertos, uma vez que neste contexto surge uma variável que não sendo bem trabalhada implicará em resultados incoerentes, este é o coeficiente de Manning.

Entende-se como coeficiente de Manning o coeficiente de rugosidade de qualquer canal de condutividade líquida. O coeficiente de Manning corresponde a força contrária ao escoamento a determinação deste fator é determinar a resistência do escoamento no canal, portanto não é tarefa simplista uma vez que não existe métodos exatos para sua determinação Chow (1959).

A utilização correta dos valores de Manning significa maior confiabilidade nos resultados de modelamento dos escoamentos superficiais. No entanto, para os canais fluviais que foram antropizados, implica em crescente complexidade quanto a diversidades de valores de Manning tornando sua utilização quase inviável. Além disso, a espacialização destes resultados, realizado apenas com trabalho de campo não traz confiabilidade quanto a precisão espacial das unidades adotadas. Neste contexto o sensoriamento remoto surge como poderosa ferramenta para mapeamento destas classes de Manning.

Portanto, este trabalho estudou adoção do processamento digital de imagens, com a finalidade de mapear as classes de Manning na região da barragem de São José do Jacuípe, cidade localizada no semiárido baiano. Para a determinação das classes de Manning foi adotada a classificação propostas por De Jong *et. al.* (2003) Campos (2011). Como aporte procedimental

utilizou-se composição colorida de falsa cor e classificação supervisionada. Os resultados obtidos foram satisfatórios, das 17 (dezesete) unidades apresentadas por De Jong et. al. (2003) e Campos (2011) foram identificados 6 (seis). Estes valores foram utilizados para modelar o escoamento transitórios do rompimento hipotético da barragem de São José do Jacuípe.

1.1 Área de Estudo

O município de São José do Jacuípe Figura 01 situado no estado baiano faz limites municipais com Capim Grosso, Várzea da Roça, Capela do Alto Alegre e Quixabeira, pertencendo ao território de identidade Bacia do Jacuípe, na microrregião de Jacobina e na mesorregião econômica do Centro Norte Baiano distante 286 km de Salvador. Originado do desmembrado de Capim Grosso com população total de 10.180 desse montante 68% da população está situado na zona urbana. Com área total de 37.081 Km² sua densidade demográfica é de 27,54 hab/Km² (ATLAS BRASIL, 2014).

São José do Jacuípe está situada no domínio climático do semiárido baiano possui características peculiares, com precipitação média anual variando de 500 a 800 mm desse montante 60 a 85% das chuvas se concentram de fevereiro a maio. No período de janeiro e fevereiro as precipitações são influenciadas pelas frentes frias dos Vórtices tropicais de alto nível (SOUZA FILHO, 2003). Por estar situada em baixa latitude São José do Jacuípe possui elevados, índice de insolação, evapotranspiração e temperaturas anuais, embora haja uma significativa amplitude térmica determinada pela continentalidade com mínima absoluta anual de 12° C máxima anual de 38°C o que lhe confere amplitude térmica de 28°C e média anual de 24°C (NIMER, 1989).

Mapa de Localização de São José do Jacuípe

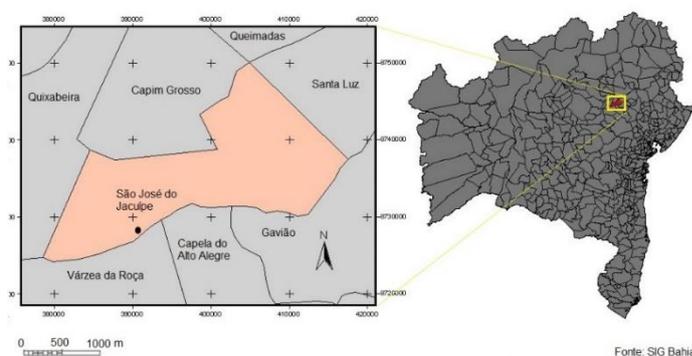


Figura 01. Mapa de localização do município de São José do Jacuípe em destaque. Observa-se a sua total inserção na região semiárida baiana.

Com essa característica climática, poucas chuvas e mal distribuída durante o ano além de elevadas temperaturas, isolamento e evapotranspiração, a vegetação encontrada na região de São José do Jacuípe é a caatinga hipoxerófila. A caatinga pode ser descrita com conjunto de árvores e arbustos que apresentam grande resistência à seca, com fisionomia adaptada as condições extremas do clima as raízes desenvolvidas para absorver água nos horizontes mais profundo dos solos, caules suculentos, folhas pequenas e caducas sendo comum a presença de espinhos, (MENDES, 1997). O relevo encontrado na região é classificado como depressão sertaneja, com baixa altitude variando de 20 a 500 nas depressões dissecadas que corresponde a maior parte deste domínio geomorfológico, nas zonas elevadas a altitude pode chegar a 800 metros, a característica desse relevo destaca-se por ser muito plano com suaves ondulações marcado por elevações residuais disseminada na paisagem. Com essas características climáticas, vegetação

e geomorfológica, o solo da região pode ser descrito como solo pedregoso, raso de origem cristalina com fertilidade média alta, porém muito suscetível à erosão destacando-se os solos brunos não cálcicos, podzólicos, litólicos e planossolos. A hidrografia apresenta pequenos riachos e rios intermitentes, no entanto existe o rio de grande porte que é o Rio Jacuípe onde está situada a Barragem de São José do Jacuípe.

2. Comcepção Teórica.

2.1. Coeficiente de Manning.

Quando ocorre um escoamento de determinado fluido o mesmo está submetido a uma força aceleradora. Uma vez aplicada está força, na região de contato entre fluido e o perímetro molhado do canal fluvial, surge uma força de resistência que se opõem ao movimento, sendo está força o principal motivo de perda de carga em escoamentos uniformes e gradualmente variados. Esta última força é uma função da viscosidade do fluido e da rugosidade do canal (PORTO, 2006). O coeficiente de Manning é utilizado para descrever a resistência ao fluxo devido a rugosidade do canal fluvial. Este coeficiente pode ser específico para cada secção transversal ou para cada trecho fluvial.

Segundo Chow (1959) o fator associado a rugosidade mais utilizados nos problemas práticos de hidrologia principalmente de condutos livres é o coeficiente de Manning. Este valor é afetado por diversos fatores, como: rugosidade do perímetro molhado; irregularidade e alinhamento do canal, deposição de partículas de sedimentos sólidos, variação da temperatura. A determinação destes fatores significa estimar a resistência ao escoamento do canal fluvial. Destarte, não é tão simples pois não existe método exato para determinar esse valor, de modo que uma tentativa de estreitar os intervalos em que o coeficiente pode ser encontrado, foram desenvolvidas algumas técnicas destinada a estimar os fatores de atrito, podendo destacar: determinação direta, estimativa a partir da granulometria, estimativa a partir da incrementação e estimativa através de tabelas (BATISTA; COELHO, 2010).

A formulação matemática do coeficiente de Manning possui bases empíricas, quando utilizado cuidadosamente fornece boas estimativas para a velocidade média para seção transversa do fluxo turbulento (TINKLER, 1997). As principais críticas a utilização do coeficiente de Manning é a incapacidade de se prever exatamente os valores de Manning que possui alto valores de sedimentos com partículas de tamanhos variados. Outra crítica que se faz é que a equação, para alguns conjuntos de dados, produz estimativas que implicam em valores superior a 1 (um) para ondas supercrítica (JARRETT, 1985, TINKLER, 1997)

Segundo Tinkler (1997) a equação de Manning (em unidades métricas) pode ser definida em determinada secções transversais de transmissão é:

$$v = n^{-1} s^{0,5} R^{0,667} \quad (01)$$

Onde:

v ; é a velocidade média,

s ; declividade, grandeza adimensional;

R ; raio hidráulico.

É possível substituir a profundidade, d , para R , raio hidráulico, isto quando o interesse é estimar a velocidade em particular num perfil vertical (largura, e sentido do fluxo), de determinada secção transversal (TINKLER, 1997).

No entanto, neste trabalho foi utilizado os valores do coeficiente Tabela 01 de Manning de acordo com o proposto por (DE JONG *et. al.* 2003; CAMPOS, 2011), no entanto as classes encontradas na área de estudo foi: Construções residências, Jardins, pavimentos, margens, deposito de área, pasto, plantações, terras devolutas e água.

Tabela 01: Valores do coeficiente de Manning adotado neste trabalho.

Uso de solo	Coefficiente	Fonte	Uso de solo	Coefficiente	Fonte
Construção Residencial	0,200	Chow (1959)	Plantações	0,127	Beasley e Huggins (1982)
Jardins públicos e privados	0,100		Plantações de mudas	0,200	De Roo (1999)
Gramados em áreas construídas	0,259		Terras devolutas	0,120	Chow (1959)
Pavimentos / Áreas urbanas	0,050		Vegetação Natural	0,100	Beasley e Huggins (1982)
Margens	0,050	De Roo (1999)	Florestas	0,200	Beasley e Huggins (1982)
Depósitos de areia	0,120	Chow (1959)	Florestas mistas	0,200	Beasley e Huggins (1982)
Estradas	0,013	Chow (1959)	Água	0,030	Chow (1959)
Revestimento primário	0,033	Chow (1959)	Pasto	0,259	De Roo (1999)
Área industrial	0,200	De Roo (1999)			

3. Materiais e Procedimentos metodológicos.

3.1 Materiais

Para a confecção deste trabalho foram necessários os seguintes materiais: Imagem Landsat 08, sensor TM⁺ datada fevereiro de 2015, com resolução espacial de 30 metros resolução espectral 16bits, projeção cartográfica WGS84, fuso 24Sul retângulo envolvente X₁ (385016.312695m) Y₁ (1270075.512723m) X₂ (393302.092332m) Y₂ (1274741.893799m). Software SPRING 5.3 64bits, QGIS 2.8. Computador 1Tera de disco rígido, 16Giga de Memória RAM processado Icore I07.

3.2. Composição Colorida

A composição colorida, também conhecida como composição falsa cor, consiste em combinar três bandas espectrais monocromáticas com o objetivo gerar imagens coloridas. Ressaltando que a seleção das bandas espectrais que devem compor a imagem falsa cor, deve conter a informação que se deseja destacar na representação. Destaca-se nesta etapa que diferentes combinações entre bandas resultam em percepções diferentes, ao olho humano, implica em textura de cores distintas (IWAI, 2003). A composição colorida utiliza as cores primárias (vermelho, verde e azul). Este artifício permite gerar a composição RGB – do inglês: Red – vermelho, Green - verde, Blue - azul. Os níveis de cinza de uma banda representam a assinatura espectral dos alvos, as colorações que as feições terrestres recebem nas imagens e representam o meio de reconhecimento e de obtenção de informações de modo indireto.

No primeiro momento foi aplicado a composição falsa cor, com objetivo de identificar as classes de Manning de acordo com a Tabela 02. Foram realizadas diversas combinação de cores, contudo a que se mostrou mais adequada para este trabalho foi a 7R5G3B Figura 02. Contudo foi necessário trabalho de campo para validação das classes. Foi verificado as seguintes classes

Tabela 02. Classes de Manning encontrada em São José do Jacuípe.

Unidade Ambiental	Valor
Vegetação de margem/ aquática: margem	0,05
Água	0,03
Urbano: Construção Residencial	0,2
Asfalto/ pavimentos área urbana	0,05
Vegetação rasteira/ pasto	0,259
Solo exposto/ terras devolutas (adotou-se o valor para margem espriada com pouca vegetação e excelentes condições. Proposta por (PORTO, 1999)	0,05
Nuvem	0,0
Sombra de Nuvem	0,0

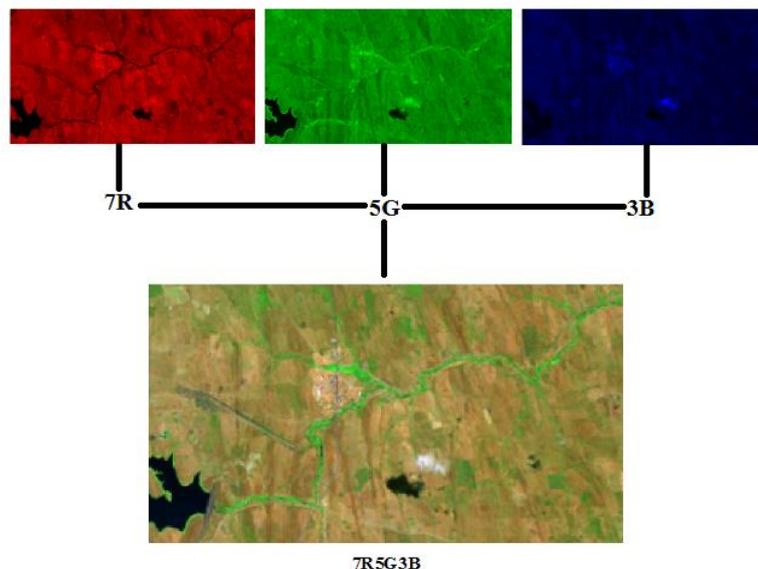


Figura 02. Composição falsa cor da imagem Landsat 08 da região de São José do Jacuípe.

3.3. Classificação supervisionada

A classificação de imagens implica no processo de decisão, onde o algoritmo atribui conjuntos de pontos das imagens (pixels) à determinada classe temática. Os produtos desse processo são mapas temáticos correspondentes às classes de interesse de acordo com critérios definidos. Pode-se entender a classificação de imagens constitui na transformação da imagem multiespectral em imagem sintética de classes temáticas. Classificação semi-automática tem a finalidade de agregar alvos que possuem assinaturas espectrais similares, sendo um processo de separação dos pontos (colunas e linhas) da matriz (imagem), em grupos de objetos geográficos, com características espectrais comuns (AGUIAR, 1993).

Foi utilizado o algoritmo de classificação de máxima verossimilhança, este classificador possui habilidade de modelar distribuições das classes que são distribuídos em diferentes direções e comprimentos no espaço multiespectral. O algoritmo da máxima verossimilhança (*MAXVER*) consiste em atribuir um vetor à classe de maior densidade de probabilidade computada naquele ponto, estas classes são previamente adquiridas para treinar o classificador (AGUIAR, 1993).

O algoritmo *MAXVER* é estatístico-paramétrico, isto quer dizer que utiliza modelo estatístico parametrizado pelas amostras de treinamento, admite-se para tanto, que a distribuição das amostras no espaço imagem é gaussiana. Sabendo que os atributos X_j , $j=1, M$, são variáveis aleatórias, que constituem o vetor aleatório de observação X , supondo conhecidas:

$F(x/w_i)$: Função densidade de probabilidade associada à classe W_i , $i=1, \dots, N$; e

$P(w_i)$: probabilidade a priori de cada classe W_i , $i=1, \dots, N$.

A fórmula bayesiana envolve custos de:

$C(W_k/W_i)$: custo de tomar decisão por uma classe W_k quando a verdadeira classe é W_i , $i, k= 1, \dots, N$.

Deste modo, observando o vetor x , o erro decorrente de tomar a decisão W_k é:

$$L_x(W_k) = \sum_{i=1}^n c \left(\frac{W_k}{W_i} \right) P(W_i/X) \quad (02)$$

Deve-se tomar a decisão W_k que reduza o erro médio sobre a distribuição de X , ou seja,

$$L(W_k) = \int_x L_x(W_k) f(x) dx$$

$L(W_k)$ se constitui no minimizador, para cada valor de x , $L_x(W_k)$ seja minimizado.

Considerado os custos $C(W_k/W_i)$ da forma $C(W_k/W_i) = 0$ se $i=k$

$C(W_k/W_i)=1$ se $i \neq k$, onde $i, k=1, \dots, N$, a expressão torna-se
 $L_x(W_k)=1 - P(W_k/x)$

Desta maneira, o processo de classificação pode ser encarado como o cálculo de função discriminante,

$$P(W_k/x) = \frac{f(X/W_k)P(W_k)}{f(X)} \quad (03)$$

Como o denominador é independente de k , pode-se atribuir o vetor x a classe que maximize a expressão $f(X/W_k) P(W_k)$

$$G(x) = f(X/W_i) P(W_i), i=1, \dots, N,$$

Para cada vetor de atributos X observado, de forma que vetor X seja classificado como pertencente a classe W_k que forneça a máxima função discriminante.

É freqüente a situação que se admitem as possibilidades a priori $P(W_i)$, $i = 1, \dots, N$ iguais a $1/N$. Sendo assim, as funções discriminante resumem-se as funções densidades de probabilidade condicionais $f(x/W_i)$. Nestas condições a decisão é chamada de Máxima Verossimilhança (MASCARENHAS e VELASCO *apud* Aguiar, 1993)

É um método supervisionado, pois na sua fase inicial é fornecido o número de classes e as áreas de treinamento de cada classe. Sendo assim, o algoritmo *MAXVER* associa o pixel à classe qual tenha maior probabilidade de pertencer, tendendo a minimizar a probabilidade de erro, ou seja, a possibilidade de certo pixel estar associado à classe que ele realmente não pertença.

4. Análise e resultados

Para avaliar a acurácia da classificação pode ser realizado utilizando alguns parâmetros: tabela de confusão, tabela de exatidão Índice *Kappa* (estatística KHAT), desempenho geral.

A matriz de erros Tabela 03 aponta, porcentagem a confusão entre as classes, o desempenho geral da tabela mostrou-se satisfatório uma vez que a maior confusão foi entre asfalto e área urbana, fato esperado, pois o asfalto é uma subclasse do urbano, mas como a necessidade desta classificação exige que haja a separação entre ambas, por isso adotou-se a classe asfalto.

Tabela 03 – Matriz de confusão das classes de Manning adotadas na classificação supervisionada.

	Água	Nuvem	Sombra	Margem	Urbano	Asfalto	Pasto	Solo Expos
Água	13.37%	0.00%	0.00%	0.00%	0.04%	0.00%	0.00%	0.00%
Nuvem	0.00%	1.77%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
Sombra	0.00%	0.00%	2.23%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
Margem	0.00%	0.00%	0.00%	2.92%	0.00%	0.08%	0.12%	0.08%
Urbano	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	5.96%	0.65%	0.00%	0.04%
Asfalto	0.00%	0.00%	0.00%	0.08%	0.27%	0.23%	0.00%	0.23%
Pasto	0.00%	0.00%	0.00%	0.15%	0.00%	0.00%	7.88%	0.04%
Solo Expos	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.50%	1.11%	0.23%	61.88%

Esta confusão bem como as demais separabilidade das classes é melhor evidenciada na Tabela 04, pois contém a separação entre as classes, tanto para o algoritmo como para o usuário. A classe que teve pior desempenho foi o asfalto, pois ocorreu confusão com a área urbana, fato esperado, contudo o trabalho de campo aliado identificação visual possibilitou a avaliação satisfatória quanto ao resultado final. Contudo, as classes Pasto e solo exposto que muitas vezes se confundem, principalmente em regiões de semiárido obtiveram índice de exatidão muito bom 95% para pasto e 99% para solo exposto (exatidão do produtor)

Tabela 04. Exatidão da separabilidade entre classes encontrada na classificação supervisionada.

Classes	Exatidão do produtor	Exatidão do Usuário
Água	100.00%	99.71%
Nuvem	100.00%	100.00%
Sombra	100.00%	100.00%
Margem	88.37%	91.57%
Urbano	88.07%	89.60%
Asfalto	11.11%	28.57%
Pasto	95.79%	97.62%
Solo Exposto	99.38%	96.87%

O desempenho geral foi de 96.23% com confusão média de 3.77% o índice Estatístico KHAT foi de 93.41% e o índice TAU foi de 95.70%. Estes dois últimos valores quando superior a 90% são considerados satisfatório.

5. Mapa do coeficiente de Manning.

A figura a seguir Figura 03 representa a cobertura do solo para as classes de Manning encontrada na região de São José do Jacuípe.

Mapa das Classes de Manning em São José do Jacuípe.

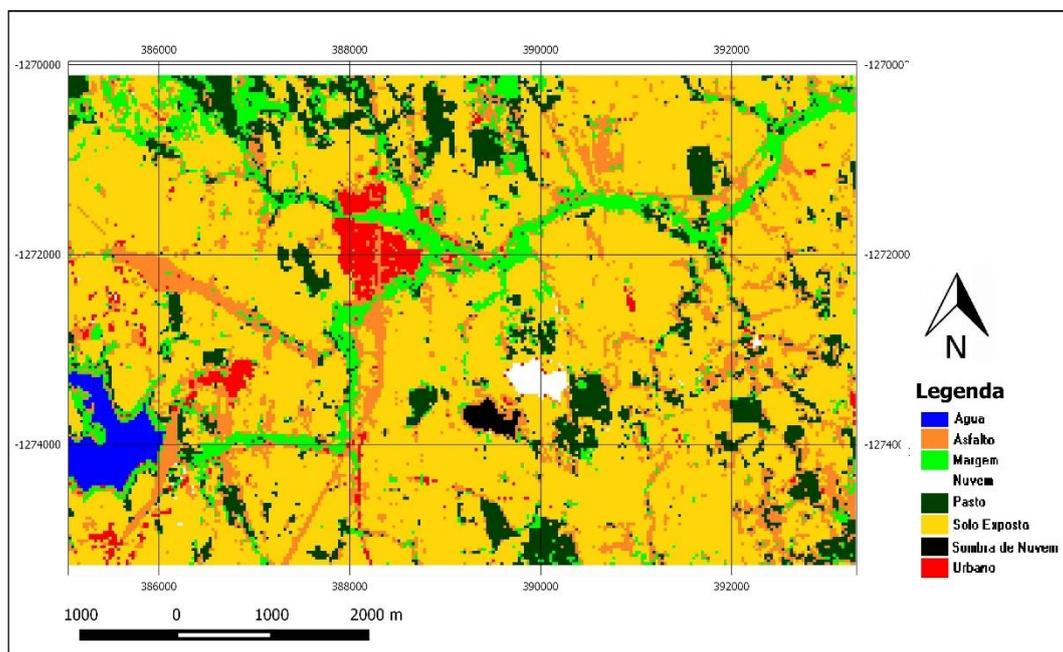


Figura 03. Mapa das classes de Manning para São José do Jacuípe.

O mapa das classes de Manning evidencia uma predominância de solo exposto, este fato ocorre pelo déficit hídrico da região, no qual regiões que são destinadas a pastagem são transformadas em solo exposto. Além disso, as sucessivas secas vêm eliminando a criação de gado.

6. Conclusões.

Este trabalho se constitui etapa intermediária de uma pesquisa mais ampla, a qual visou simular a propagação do escoamento superficial para rompimento da barragem de São José do Jacuípe. Para a realização do modelo de propagação de onda era necessário especializar a força de atrito

da região provável do escoamento. A classificação supervisionada, em especial o algoritmo *MAXVER*, se mostrou eficiente nesta tarefa, contudo a análise da acurácia da classificação mostrou que esta imagem adequada na construção do modelo. Embora as nuvens bem como sua sombra não gerem coeficiente de atrito, o mesmo é muito, não reduzindo a qualidade da classificação e nem da simulação. Portanto a classificação de imagem espectral com a supervisão do pesquisador, se mostrou bastante eficiente sendo recomendável a sua utilização em trabalhos que simulem a propagação de onda e necessitam de do coeficiente de Manning, contudo a depender da escala da pesquisa, é necessárias imagens com maior resolução espacial.

Referencias

AGUIAR, A. P. D. **Utilização de atributos derivados de proporções de classes dentro de um elemento de resolução de imagem (Pixel) na classificação multiespectral de imagens de sensoriamento remoto.** Dissertação de Mestrado - São José dos Campos: INPE- 1993.

ATLAS BRASIL 2014. Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil 2014. PNUD. Disponível em: <http://www.atlasbrasil.org.br/2014/pt/ranking>. Acesso em: 15 maio 2015

BAPTISTA, Márcio Benedito; COELHO, Márcia Maria Lara Pinto. **Fundamentos de Engenharia Hidráulica.** 2. ed. Belo Horizonte: UFMG, 2010.

CAMPOS, R.G.D. (2011) “**Análise da representatividade de diferentes hipóteses se modelagem matemática para definição de manchas de inundação em áreas urbanas – estudo de caso da cidade de Governador Valadares – MG**”. Dissertação. Mestrado em Engenharia de Recursos hídricos - UFMG 181p.

CHOW, Ven te. **Open Channel Hydraulics.** New York: McGraw-Hill Book Company, 1959.

DE JONG, S.M., VAN DER SANDE, C.J., DE ROO, A.P.J. *A segmentation and classification approach of IKONOS-2 imagery for land cover mapping to assist flood risk and flood damage assessment. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 4, p. 217-229. 2003

IWAI, O. K. **Mapeamento do uso do solo urbano do município de São Bernardo do Campo, através de imagens de satélite.** Dissertação de Mestrado. USP – São Pauki, 2003 127 p.

JARRETT, R. D. and Petsch, Jr. H.E. “**Computer Program NCALC User’s Manual – Verification of Manning’s Roughness Coefficient in Chnannels**’ Water-Resources Investigation Report 85-4317 U.S. Geological Survey, 1985.

MENDES, B. V. **Biodiversidade e Desenvolvimento Sustentável do Semi-árido.** Fortaleza: SEMACE. 108 p. 1997.

PORTO, Rodrigo de Melo. **Hidráulica básica.** 4. ed. São Carlos: EESC/ USP, 2006.

TINKLER, K. J. **Critical flow in rockbed streams with estimated values for Manning’s n.** *Geomorphology*, v.20, p.147-164, 1997.