



ISSN: 2230-9926

Available online at <http://www.journalijdr.com>

# IJDR

International Journal of Development Research

Vol. 11, Issue, 01, pp. 43921-43928, January, 2021

<https://doi.org/10.37118/ijdr.20915.01.2021>



RESEARCH ARTICLE

OPEN ACCESS

## PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS PARA MAPEAMENTO DO COEFICIENTE DE MANNING EM AMBIENTE SEMIÁRIDO

Oliveira, A. M. <sup>1\*</sup>; Conti<sup>2</sup> J. B. Leal R. S.<sup>3</sup> and Aragão L. N.<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Departamento de Ciências Exatas e da Terra II/, Universidade do Estado da Bahia, CEP48000-00, Alagoinhas –Bahia, Brasil; <sup>2</sup>Faculdade de Filosofia Letras e Ciências Humanas/Departamento de Geografia/Laboratório de Climatologia /Universidade de São Paulo, CEP05508-080, São Paulo – São Paulo, Brasil; <sup>3,4</sup>Departamento de Tecnologia/Laboratório de Geotecnologia / Universidade Estadual de Feira de Santana, CEP 44036-900, Feira de Santana-Bahia, Brasil

### ARTICLE INFO

#### Article History:

Received 27<sup>th</sup> October, 2020

Received in revised form

09<sup>th</sup> November, 2020

Accepted 25<sup>th</sup> December, 2020

Published online 30<sup>th</sup> January, 2021

#### Key Words:

Sensoriamento Remoto, Coeficiente de Manning, Processamento Digital de Imagem

\*Corresponding author: A. M. Oliveira

### ABSTRACT

Simulações de modelos hidrológicos constituem uma poderosa ferramenta para avaliação e gestão ambiental, auxiliando na tomada de decisão. A escala de complexidade desses modelos requer atenção especial, principalmente quando se trabalha com escoamento superficial de canais abertos, já que neste contexto aparece o coeficiente de Manning. Este coeficiente corresponde à força oposta ao fluxo, a sua determinação é preponderante para indicar a resistência do fluxo no canal, existindo, no entanto, métodos para sua determinação. O presente trabalho teve como objetivo aplicar o processamento digital de imagens PDI - composição colorida e classificação supervisionada, utilizando o algoritmo de máxima verossimilhança – Maxver na Imagem Landsat 08, sensor TM resolução espacial de 30 metros resolução espectral 16bits, a projeção cartográfica adotada foi WGS84 24 Sul, com o intuito de mapear as classes de Manning para o município de São José do Jacuípe, especialmente na região entre a Barragem de São José do Jacuípe e a área Urbana. As classes de Manning adotadas foram de acordo com (DE JONG *et al.*, 2003; CAMPOS, 2011). Com base na avaliação da precisão estatística dos resultados, bem como o trabalho de campo, esta técnica mostrou-se adequada para esse mapeamento, sendo aconselhável utilizá-la em trabalhos futuros.

Copyright © 2021, Oliveira, A. M., Conti J. B. Leal R. S. and Aragão L. N. This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Citation: Oliveira, A. M., Conti J. B. Leal R. S. and Aragão L. N. 2021. "Processamento digital de imagens para mapeamento do coeficiente de manning em ambiente semiárido" *International Journal of Development Research*, 11, (01), 43921-43928

## INTRODUÇÃO

Simulações de modelos hidrológicos se constituem numa poderosa ferramenta 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 à força contrária ao escoamento, a determinação deste coeficiente é indicar a resistência do escoamento no canal, portanto, não é tarefa simplista uma vez que, não existem 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 correta em cada trecho quase inviável. Além disso, a espacialização destes resultados, realizado apenas com trabalho de campo não traz confiabilidade quanto à 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 transitório do rompimento hipotético da barragem de São José do Jacuípe, como parte integrante de uma tese.

**Área de Estudo:** O município de São José do Jacuípe Fig. 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 mesorregião econômica do Centro Norte Baiano distante 286 km de Salvador. Originado do desmembrado do município Capim Grosso com população total de 10.180, desse montante, 68% da população está situado na zona urbana. Com área total de 37.081 Km<sup>2</sup> sua

densidade demográfica é de 27,54 hab/km<sup>2</sup> (ATLAS BRASIL, 2014). São José do Jacuípe está situado no domínio climático do semiárido baiano possui características peculiares, com precipitação média anual variando de 500 a 800 mm, dessa quantia, 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 índices 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).

## Concepção Teórica

**Coefficiente de Manning:** Quando ocorre um escoamento de determinado fluido o mesmo está submetido à força aceleradora. Uma vez aplicada esta 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 esta 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 rugosidade do canal (PORTO, 2006). O coeficiente de Manning é utilizado para descrever a resistência ao fluxo devido à rugosidade do canal fluvial. Este coeficiente pode ser específico para cada secção transversal ou para cada trecho fluvial.

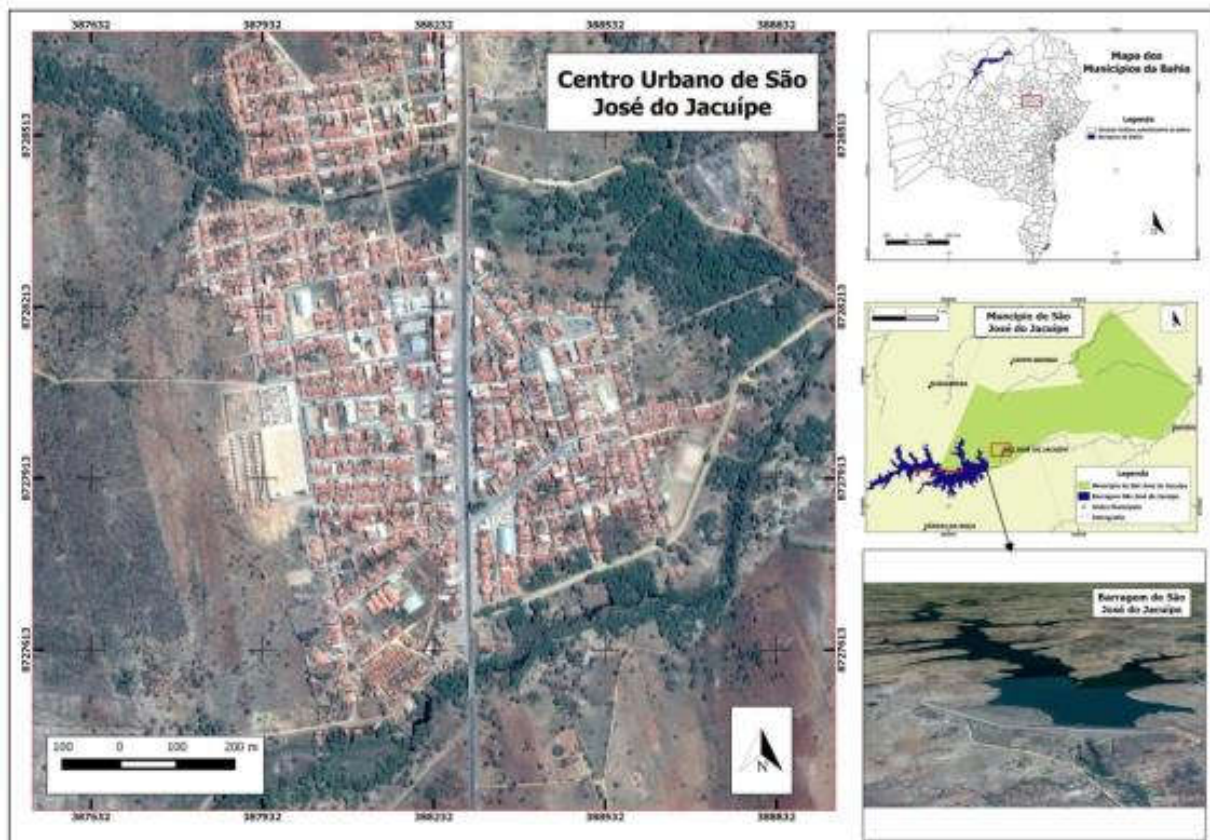


Figura 1. Mapa de localização do município de São José do Jacuípe em destaque. Observa-se a sua total inserção na região semiárida baiana

Com essa característica climática, poucas chuvas e mal distribuída durante o ano, além de elevadas temperaturas, insolação e evapotranspiração, a vegetação encontrada na região de São José do Jacuípe é a Caatinga hipoxerófila. Esse bioma pode ser descrito com conjunto de árvores e arbustos que apresentam grande resistência à seca, com fisionomia adaptada às condições extremas do clima, as raízes desenvolvidas para absorver água nos horizontes mais profundos 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 metros 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. 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 (BRASIL, 1981).

Segundo Chow (1959) o fator associado à rugosidade mais utilizada nos problemas práticos de hidrologia principalmente de condutos livres é o coeficiente de Manning. Este 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 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 destinadas 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 transversal 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 altos 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 foram utilizados 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 foram: Vegetação de Margem, Água, Urbana: Construções Residenciais, Asfalto/pavimentos área urbana, Vegetação rasteira/pasto, Solo exposto/terras devolutas, Nuvem, Sombra de Nuvem. A inserção das classes nuvem e sombra de nuvem não se fazem necessárias na caracterização do escoamento superficial, contudo como é utilizada a imagem de satélite para mapear as classes de Manning e a mesma apresenta nuvens foi necessária à adoção, ressalta-se que essas duas classes não atrapalham no resultado final já que as nuvens estão afastadas das margens do rio Fig. 02.

## MATERIAL E MÉTODOS

**Materiais:** Para a confecção deste trabalho foram necessários os seguintes materiais: Imagem Landsat 08, sensor TM<sup>+</sup> datada fevereiro de 2015, com resolução espacial de 30 metros resolução espectral 16bits, projeção cartográfica WGS84, fuso 24 Sul retângulo envolvente X<sub>1</sub> (385016.312695m) Y<sub>1</sub> (1270075.512723m) X<sub>2</sub> (393302.092332m) Y<sub>2</sub> (1274741.893799m). Software SPRING 5.3 64bits, QGIS 2.8.

**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. Entende-se por RGB como sistema de cor aditivo, o que significa que todas as cores começam com preto e são criados adicionando as cores primárias.

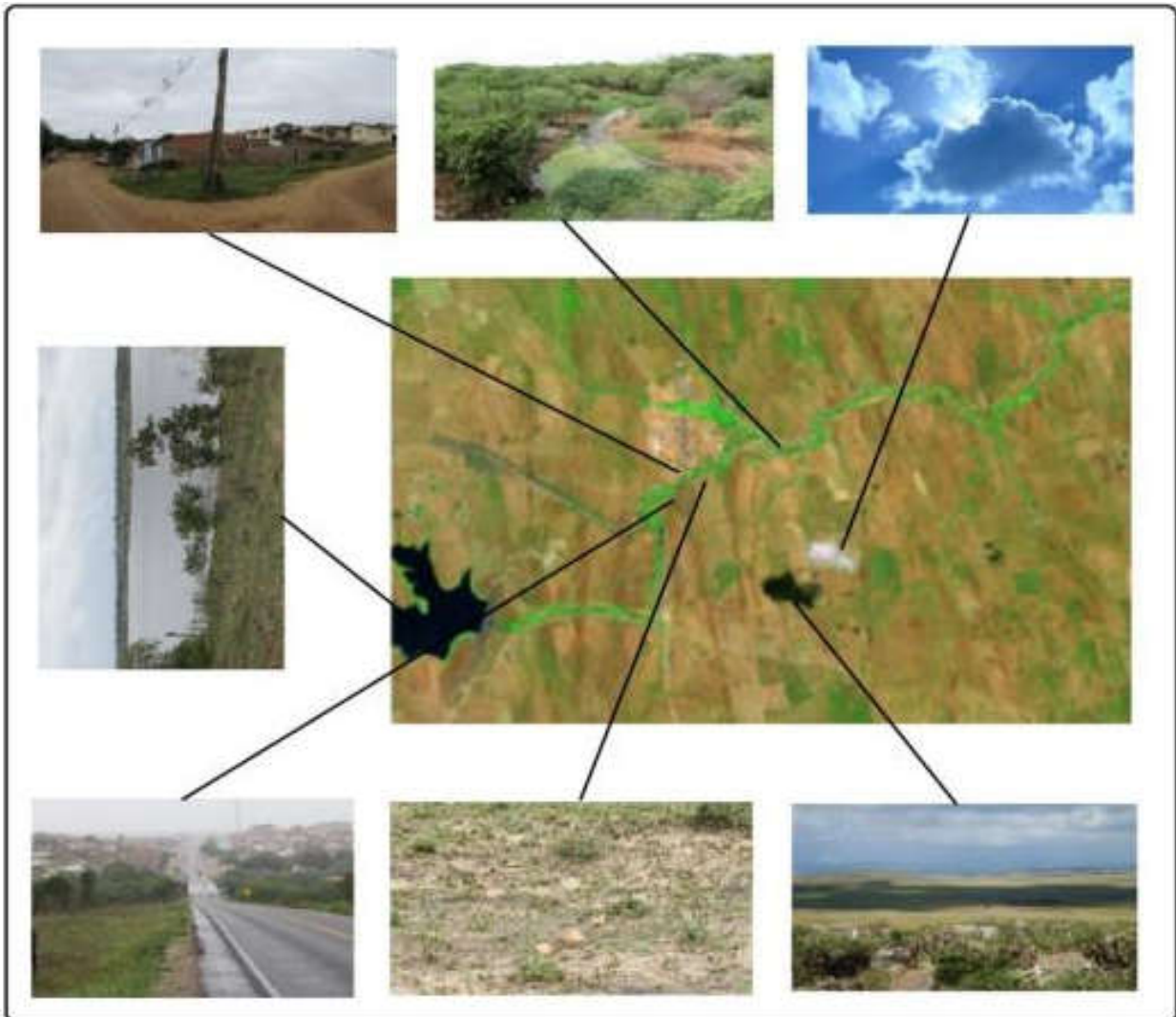


Figura 2. Classes encontradas no levantamento de campo para a determinação do coeficiente de Manning, em destaque regiões onde foram coletadas amostras representativas da classe

A formação da cor neste sistema pode ser pensando em uma sala escura onde você pode sobrepor três feixes de luz – vermelho - R, verde – G e azul – B - em uma folha de papel branca. Para criar cores diferentes, basta modificar a intensidade de cada uma desses feixes de luz. As cores cinza e branca são criadas pela mistura dos três feixes de cores primárias com a mesma intensidade (BURGER e BURGE, 2009). Ainda segundo Burger e Burge (2009) O espaço de cores RGB pode ser representado por um cubo unitário tridimensional em que as três cores primárias formam o eixo das coordenadas. Os valores RGB são *Positivos e está na faixa [0, C<sub>max</sub>]*; Para a maioria das imagens digitais,  $C_{max} = 255$ . Toda cor possível  $C_i$  corresponde a um ponto dentro do cubo de cores RGB na forma.

$$C_i = (R_i, G_i, B_i),$$

Onde  $0 \leq R_i, G_i, B_i \leq C_{max}$ . Os valores RGB são geralmente normalizados para o intervalo [0, 1] de modo que o espaço de cor resultante forma um cubo unitário Fig. 03. O ponto S = (0, 0, 0) corresponde à cor preta, W = (1, 1, 1) corresponde à cor branca e todos os pontos que se encontram na diagonal entre S e W são tons de cinza criados a partir de componentes de cores iguais  $R = G = B$  (BURGER e BURGE, 2009).

Burger e Burge (2009), o RGB é um sistema de cores muito simples, um conhecimento básico disso geralmente é suficiente para processar imagens transformando-a em coloridano espaço de cores. Neste ponto, não é possível determinar a cor de um pixel RGB específico corresponde no mundo real, ou mesmo o que as cores primárias vermelho, verde e azul realmente significam em termos de reflectância do espectro eletromagnético do mundo físico. De posse dessas informações, no primeiro procedimento técnico foi aplicada 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 Fig. 04. Contudo foi necessário trabalho de campo para validação das classes. Foram verificadas as seguintes classes.

**Adoção das Classes de Manning:** A adoção das classes de Manning é muito difícil, pois a dinâmica da natureza aliada ao sistema de objetos e ações (SANTOS, 1988) modifica substancialmente o espaço geográfico materializado na heterogeneidade espacial onde os objetos geográficos (naturais e sociais) se confundem pictoricamente em representatividade. Logo é muito difícil o cálculo geral de cada classe, por isso, a adoção de modelos já previamente calculados, sendo que

Tabela 1. 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)			

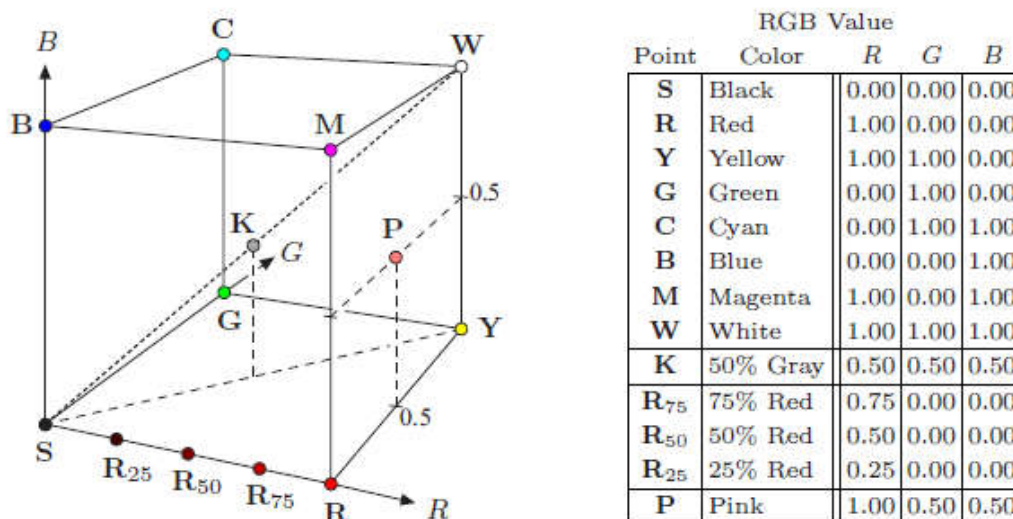


Figura 3. Representação do espaço de cores RGB como um cubo unitário tridimensional. As cores primárias vermelho (R), verde (G) e azul (B) formam o sistema de coordenadas. O vermelho "puro" Cor (R), verde (G), azul (B), ciano (C), magenta (M) e amarelo (Y) estão nos vértices de O cubo de cores. Todos os tons de cinza, dos quais K é um exemplo, situam-se na diagonal entre Preto S e branco W (BURGER e BURGE, 2009)

Tabela 2. Classes de Manning encontrada em São José do Jacuípe observa-se a pequena variação de classes

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 espalhada com pouca vegetação e excelentes condições. Proposta por (PORTO, 1999)	0,05
Nuvem	0,0
Sombra de Nuvem	0,0

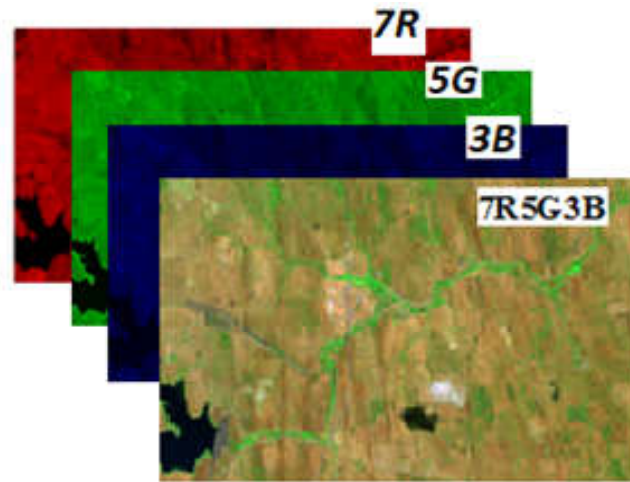










Figura 4. Composição falsa cor da imagem Landsat 08 da região de São José do Jacuípe

Tabela 03. Valores do coeficiente de Manning e descrição das classes

Imagem	Valor do coeficiente de Manning.	Classe/Descrição	Fonte
	0,05	Vegetação de Margem: Corresponde a vegetação que margeia a extensão do canal fluvial do Rio Jacuípe na região da cidade de São José do Jacuípe.	De Roo (1999)
	0,03	Água: corresponde a água do fluxo hídrico na região da barragem de São Jose do Jacuípe.	Chow (1959)
	0,2	Urbano: Construções Residenciais: Corresponde a área urbana do município de São José do Jacuípe, englobando principalmente construções excetuando as ruas pavimentadas.	Chow (1959)
	0,05	Asfalto/ pavimentos área urbana: Corresponde à área urbana de São José do Jacuípe, devidamente pavimentada (paralelepípedo) ou asfaltada.	Chow (1959)
	0,259	Vegetação rasteira/pasto: Corresponde aos pastos localizados a margem direita do rio Jacuípe, já que na margem esquerda esta situada a cidade.	De Roo (1999)
	0,05	Solo exposto/ terras devolutas: adotou-se o valor para margem espreada com pouca vegetação e excelentes condições para o escoamento. Proposta por (PORTO, 1999)	Chow (1959)
	0,0	Nuvem. Não foi atribuído valor de Manning, pois o mesmo não faz intersecção com a superfície.	-
	0,0	Sombra de Nuvem. Não foi atribuído valor, pois o mesmo é uma incoerência da imagem de Satélite, contudo a mesma não afeta o resultado final, pois sua extensão é muito pequena.	-

em muitos casos é necessário realizar uma generalização, uma vez que o cálculo de cada classe resultaria em trabalho longo e desnecessário. Com base nessas premissas aliado ao trabalho de

campo e imagens de satélite foram verificados a existência das seguintes classes: Vegetação de Margem; Água; Urbano: Construções residenciais; Urbano: pavimento asfáltico e calçamentos; Solo



Exposto ou terras devolutas, estas cinco classes possuem valores de Manning já calculado, contudo na imagem de satélite havia a presença de nuvem e sua respectiva sombra, desse modo, adotou-se como seu valor de Manning como nulo (Tabela 03).

**Classificação Supervisionada:** Entende-se por classificação supervisionada a elaboração de mapas temáticos de classe de solo. Consistindo um conjunto de ocupação do solo (neste caso classes de Manning) bem definida. As classes da nomenclatura, designadas por classes de informação, podem não corresponder a classes espectrais (FONSECA e FERNANDES, 2004). A classificação de imagens implica Figura 05 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. 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; Fonseca e Fernandes, 2004). Probabilidade máxima verossimilhança MAXVER baseado na probabilidade de associação calculado a partir da classe vetorial média e matriz de covariância são o algoritmo de classificação supervisionado mais comumente usado (Waske et al., 2009). O algoritmo assume normalidade nos dados, mostrando-se bastante robusto com pequenos desvios de pressupostos de normalidade. Particularmente se as classes tiverem distribuições unimodais para a maioria das bandas as covariâncias da banda são geralmente positivas elipsoidais na natureza (Mather, 2004). Para a classificação supervisionada é necessário o treinamento do algoritmo paramétrico, são compridos o pressuposto de ser unidimensional e representativa da dispersão das classes na imagem, o que se consegue selecionando áreas de treinamento bem distribuído pela zona de estudo e subdividindo as classes multimodais. Os parâmetros estatísticos estimados, vetor valor médio empírico da matriz de covariância empírica, vão definir, no espaço multiespectral elipsoide de confiança m-dimensionais para cada classe (Fonseca e Fernandes, 2004).

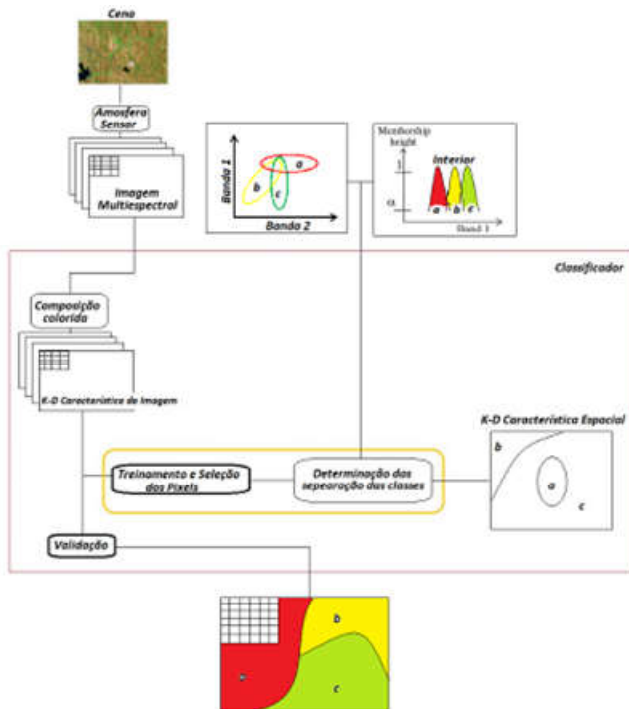


Figura 5. Etapas da classificação de imagem hiperespectral e separabilidade de classes e mapa temático como produto final

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). A classificação de máxima-verossimilhança foi realizada em SPRING 5.3 usando o limite de probabilidade na classificação zero (limiar de aceitação 100%) forçando todos os pixels adquiridos durante o treinamento, com o máximo de aproveitamento dos mesmos. A classificação semiautomática de vetores de suporte foi usada como abordagem na aprendizagem para o algoritmo de classificação que acomoda dados não paramétricos (Huang et al., 2002) devendo ser capazes de manter o desempenho com relativamente poucas amostras de treinamento (Mountrakis et al., 2011). Essa classificação define um plano de decisão usando hiperdimensional no espaço para encontrar a separação ideal entre classes (Myburgh e Van Niekerk, 2013).

Para Mascarenhas e Velasco apud Aguiar (1993) Liu, Shi Zhang (2011) 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:

$$L_x(w_k) = \sum_{i=1}^n c(W_k/W_i) p(w_i/x) \quad (02)$$

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

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

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 frequente a situação que se admitem as possibilidades a priori  $P(W_i), i=1, \dots, N$  iguais a  $1/N$ . Sendo assim, as funções discriminantes 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; LIU, SHI, ZHANG, 2011). 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.

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para avaliar a acurácia da classificação pode ser realizada utilizando alguns parâmetros: tabela de confusão, tabela de exatidão Índice Kappa (estatística KHAT), desempenho geral. A matriz de erros Tabela 04 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.

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). 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.

**Mapa do coeficiente de Manning:** A figura a seguir Fig.06 representa a cobertura do solo para as classes de Manning encontrada na região de 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.

Tabela 4. Matriz de confusão das classes de Manning adotadas na classificação supervisionada. Em verde a concordância entre as classes em percentual de áreas, vermelho a confusão entre classes encontrada nas amostras, em cinza há total separabilidade entre as classes

	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 Exposto	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.50%	1.11%	0.23%	61.88%

Tabela 5. Exatidão da separabilidade entre classes encontradas 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%

### Mapa das Classes de Manning em São José do Jacuípe.

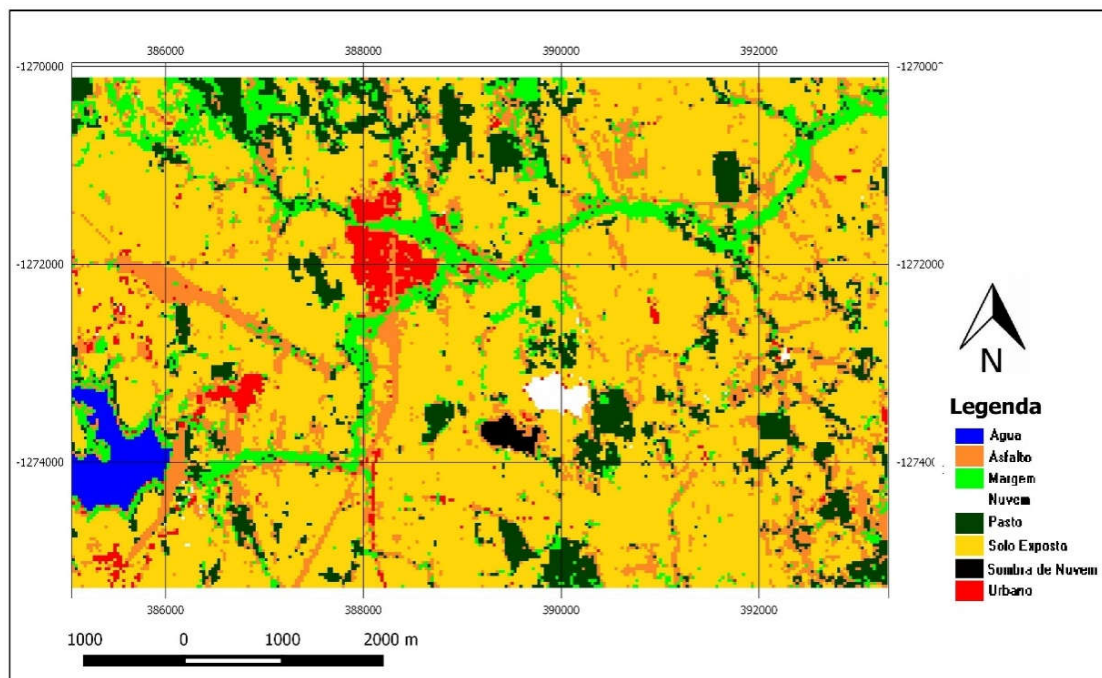


Figura 6. Mapa das classes de Manning para São José do Jacuípe

Esta confusão, bem como as demais separabilidade das classes é evidenciada na Tabela 05, 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

Além disso, as sucessivas secas vêm eliminando a criação de gado.

## CONCLUSÃO

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 espacializar 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 do coeficiente de Manning, contudo, a depender da escala da pesquisa, é necessária imagens com maior resolução espacial.

**Agradecimentos:** A cnpq pelo auxílio financeiro.

## REFERÊNCIAS

- 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, M. B. Coelho, M. M. L. P. Fundamentos de Engenharia Hidráulica. 2. ed. Belo Horizonte: UFMG, 2010.
- Brasil, MME. Projeto Radambrasil. Folha SD 24. Rio de Janeiro, 1981.
- Bueger, W. Burge, M. Principles of Digital Image Processing. Fundamental Techniques. London Springer-Verlag London, 2009. DOI 10.1007/978-1-84800-191-6
- 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, Vente. 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
- Fonseca, A. D; Fernandes, J. C. Detecção Remota. Lisboa: Lidel, 2004.
- Huang, C. et. al. Derivation of a tasseled cap transformation based on Lands at 7 at-satellite reflectance. University of Nebraska - Lincoln. Int. J. Remote Sensing V. 23, No 8, 1741-1748 2002.
- 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 Channels’ Water-Resources Investigation Report 85-4317 U.S. Geological Survey, 1985.
- Liu, K. Shi, W. Zhang, H. A fuzzy topology-based maximum likelihood classification. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. V 66 103-114, 2011.
- Mather, P. M. Computer Processing of Remotely-Sensed Images: An Introduction. 3rd edn John Wiley & Sons Ltd; Chichester, U.K.: 2004. p. 339.
- Mendes, B. V. Biodiversidade e Desenvolvimento Sustentável do Semi-árido. Fortaleza: SEMACE. 108 p. 1997.
- Mountrakis, G., IM, J., Ogole, C., Support vector machines in remotesensing - A review. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 66, p. 247-259, 2011
- Myburgh, G. Niekerk, V. Effect of Feature Dimensionality on Object-based Land Cover Classification: A Comparison of Three Classifiers. South African Journal of Geomatics, Vol. 2, No. 1, February 2013.
- Nimer, E. Climatologia do Brasil. Rio de Janeiro: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 1989.
- Porto, Rodrigo de Melo. Hidráulica básica. 4. ed. São Carlos: EESC/ USP, 2006.
- SANTOS, M. Espaço e método. São Paulo: Nobel, 1989. 88p
- Souza Filho, F. A. (2003) Variabilidade e Mudança Climática nos semiáridos brasileiros. Capítulo 3 em Clima e Recursos Hídricos no Brasil, Carlos Tucci. Benedito Braga Editores. Porto Alegre, Coleção ABRH 9. pp. 77-111.
- Tinkler, K. J. Critical flow in rockbed streams with estimated values for Manning’s n. Geomorphology, v.20, p.147-164, 1997.
- Waske, B., Benediktsson, J.A., Arnason, K., Sveinsson, J.R., 2009. Mapping of hyperspectral AVIRIS data using machine-learning algorithms. Can. J. Remote Sens. 35, 106–116.

\*\*\*\*\*