Bruna Cristina Braga¹, Sidnei João Siqueira Sant'Anna¹, Corina da Costa Freitas¹

¹Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE, Avenida dos Astronautas, 1.758 - Jardim da Granja, São José dos Campos - SP, 12227-010, {bruna.braga, sidnei.santanna}@inpe.br, corina.freitas@gmail.com

RESUMO

Neste trabalho é gerada e analisada uma classificação multifonte baseada em um novo método de integração de dados classificados denominado "Metodologia Multifonte". Este método é aplicado a duas imagens provenientes de sensores distintos por meio da construção do Cenário de classificação *Fuzzy*. Este Cenário é constituído por uma imagem classificada em classes mistas e uma imagem de confiabilidade. Com o objetivo de verificar a efetividade do método, imagens Radarsat-2 e Landsat5/TM foram utilizadas. Os indicadores utilizados foram os valores de acurácia por classe obtidos nas classificação em classes mistas com alta confiabilidade e altos valores de acurácia por classe, representando aumentos de 39% a 254% em relação as acurácias individuais.

Palavras-chave — Classificação multifonte, distâncias estocásticas, imagem óptica, imagem SAR, cenário *Fuzzy*.

ABSTRACT

In this paper, a multisource classification based on a new classified data integration method called "Multisource Methodology" is generated and analyzed. This method is applied to two images derived from different sensors by means of a Fuzzy classification scenario construction. A mixed classes classified image and a reliability image compose this scenario. In order to verify the effectiveness of the multisource method, Radarsat-2 and Landsat5/TM images were used. The accuracy values per class obtained by individual classifications and multisource classification were used as indicators. The results revealed a mixed classes classification with high reliability and high values of accuracy per class, representing increases of 39% to 254% in relation to individual occurrences.

Keywords — Multisource classification, stochastic distances, optical image, SAR image, Fuzzy scenario.

1. INTRODUÇÃO

Um tema de grande interesse entre a comunidade científica de Sensoriamento Remoto é a integração de dados para classificação de imagens. Periodicamente, uma grande quantidade de imagens é obtida sob diferentes condições de imageamento sejam a partir de plataformas aerotransportadas ou orbitais. Estas imagens possuem limitações que, dependendo do sensor que as gerou, do número de classes entre outras, podem produzir imagens classificadas com índices de acurácia insatisfatórios. Recentemente, em busca de informações mais precisas, Braga e colaboradores [1] desenvolveram uma metodologia estatística de integração para classificação de imagens inédita na literatura. A intitulada "Metodologia Multifonte" baseia-se na classificação supervisionada por regiões, em distâncias estocásticas e teste de hipóteses. Como hipóteses iniciais, admitem-se conhecidas as distribuições que modelam os dados individualmente e as fórmulas das distâncias entre estas distribuições. Por meio destas distâncias, obtêm-se estatísticas de teste e diferentes classificações multifontes podem ser construídas utilizando-se funcões matemáticas que levam em conta as estatísticas de teste empregadas nas classificações individuais. As funções matemáticas definirão Cenários (imagens classificada e de confiabilidade) de classificação. Entre os Cenários de classificação possíveis e já construídos tem-se, o Cenário do produto [2], o Cenário dos mínimos [3] e o Cenário Fuzzy [1]. Este último é o único Cenário cuja construção depende diretamente dos resultados de classificação provenientes dos Cenários individuais. As classes neste Cenário não são formadas apenas pelas classes de interesse definidas para a classificação, mas também por classes mistas que são misturas de classes.

14 a 17 de Abril de 2019

INPE - Santos-SP, Brasil

O grande interesse em utilizar uma abordagem Fuzzy no processo de classificação é minimizar erros procedentes da mistura espectral de classes de cobertura do solo dentro de uma mesma região. Métodos tradicionais que utilizam somente as características espectrais do alvo são incapazes de diferenciar de forma precisa classes que possuam semelhança espectral [4]. Desta forma, a implementação de novos métodos que visem classificar imagens de forma mais acurada é necessária.

O objetivo deste artigo é apresentar um método multifonte de classificação Fuzzy e verificar sua efetividade. Para isso, a metodologia multifonte de classificação será aplicada a duas imagens provenientes de sensores distintos (Radarsat-2 e Landsat5/TM) por meio da construção do Cenário *Fuzzy*. Em seguida, serão analisados os índices de acurácia por classe obtidos.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

A área de estudo, ilustrada na Figura 1, refere-se ao entorno de parte da Floresta Nacional do Tapajós e está localizada na Amazônia brasileira às margens do Rio Tapajós (Pará/Brasil). Foram selecionadas duas imagens desta região. imagem é proveniente do sensor Thematic Uma Mapper (TM) do satélite Landsat5. Esta imagem, de órbita/ponto 227/62 e datada de 12 de julho de 2009 foi obtida do catálogo do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) e será designada no decorrer do texto pelo termo imagem TM. Imagens TM possuem resolução espacial de 30 m, resolução temporal de 16 dias e cobrem uma área de 185×185 km. Essas são fornecidas com sete bandas (seis multiespectrais e uma termal). As 6 bandas multiespectrais foram utilizadas neste estudo. A outra imagem, datada de 19 de setembro de 2009, é oriunda do sensor Radarsat-2. Essa imagem possui quatro polarizações (HH, HV, VV, VH) e será chamada neste trabalho de imagem Radarsat. Entre suas principais características, destacam-se: órbita ascendente, espaçamento entre pixels de 4,73 m em range e 4,75 m em azimute, frequência de 5,4GHz (Banda C), nível de processamento 1.1 e número equivalente de looks igual a 8.



Figura 1 – Localização da área de estudo e recorte da imagem TM em composição colorida 5(R) 4(G) 3(B).

Para execução da metodologia é imprescindível que as imagens estejam registradas entre si e exista uma segmentação única válida para ambas as imagens. Em relação à preparação dos dados, não foram necessárias correções na imagem TM uma vez que o produto padrão disponibilizado pelo catálogo do INPE possui correções radiométricas e geométricas de sistema. Posto que a metodologia segue uma abordagem estatística, procurou-se executar poucas operações na imagem Radarsat de forma a alterar o mínimo possível suas propriedades estatísticas. Primeiramente, em razão da adoção do teorema da reciprocidade [5], considerou-se HV=VH e extraiu-se da imagem Radarsat a matriz de covariância C3. No processo de geração da matriz, aplicaramse fatores de compressão para as colunas (3) e para as linhas (6). Com esse processo, a imagem foi projetada de slant range para ground range. Em seguida, a imagem TM foi registrada à imagem Radarsat e a área comum as duas foi recortada. As imagens resultantes possuem pixels de 15×15 m e dimensões 1623×1817 (coluna × linha) pixels. Como a abordagem de classificação adotada neste trabalho é

supervisionada por regiões, uma segmentação e amostras de treinamento e teste foram necessárias. A segmentação (contendo 2499 regiões) adotada foi construída através da união das segmentações individuais das imagens. Após a unificação passou-se um filtro de áreas mínimas gerando regiões com número de pixels superiores a 50. Para composição das amostras de treinamento e teste, as classes de uso e cobertura empregadas foram: Floresta Primária (FP), Regeneração Antiga (RA), Regeneração Intermediária (RT), Regeneração Inicial (RI), Pasto Sujo (PS), Pasto Limpo (PL) e Solo Exposto (SE). Para coleta das amostras das classes foram utilizados dados de campos realizados em 2009, com base na imagem TM.

Para construção do Cenário *Fuzzy* foi necessário, inicialmente, obter as classificações individuais das imagens e suas respectivas imagens de confiabilidade. Para obtenção destes produtos foi utilizado o PolClass, classificador supervisionado por regiões baseado em distâncias estocásticas desenvolvido por Silva e colaboradores [6]. O classificador possui módulos para classificação de imagens SAR e ópticas, além de fornecer ao final do processo uma imagem de confiabilidade da classificação. Nos módulos selecionados para modelagem das imagens Radarsat e TM, utilizaram-se as distribuições *Wishart* complexa escalonada e Gaussiana multivariada, respectivamente. Em ambos os casos, a distância estocástica adotada foi a de *Bhattacharyya*. Na Figura 2 é apresentado um esquema representativo do processo de classificação.



Figura 2 – Esquema para classificação individual das imagens.

Sejam uma imagem, uma imagem segmentada em *R* regiões disjuntas $(0 \le i \le R)$ e *k* classes de interesse. Conhecidas a distribuição que modela os pixels presentes nas regiões da imagem, a distribuição que modela as amostras das classes e a distância estocástica (d) entre essas distribuições, é possível calcular as estatísticas de teste (s) e *p*-valores (p)correspondentes. Fixada a região i, são calculadas k triplas do tipo (d_{ik}, s_{ik}, p_{ik}) , isto é, para cada região, são obtidas as distâncias em relação a cada uma das k classes, as estatísticas de teste e p-valores. Então, seleciona-se a mínima estatística s entre as k estatísticas calculadas. Se a mínima estatística corresponder à classe 2, por exemplo, atribui-se à região i a classe 2 e a imagem de confiabilidade poderá ser definida tanto pela mínima estatística de teste quanto pelo p-valor correspondente. Neste trabalho, adotou-se a mínima estatística de teste normalizada para composição da imagem de confiabilidade. Finalmente, repetindo-se o processo para as *R* regiões, obtêm-se as imagens classificadas e de confiabilidade.

Uma vez definidas as classificações individuais das imagens, inicia-se o processo de construção do Cenário multifonte Fuzzy. Considere F e G dois conjuntos contendo, respectivamente, 2 sensores distintos e k classes, isto é, $\{\mathbb{F}_i\} = \{\mathbb{F}_1, \mathbb{F}_2\} \in \{\mathbb{G}_\ell\} = \{\mathbb{G}_1, \mathbb{G}_2, \dots, \mathbb{G}_k\}$. Se para a região *i* a classificação da imagem do sensor \mathbb{F}_1 associou a classe \mathbb{G}_α $(1 \le a \le k)$ e, por outro lado a classificação da imagem do sensor \mathbb{F}_2 associou à mesma região *i* a classe $\mathbb{G}_{\mathfrak{h}}$ $(1 \leq \mathfrak{b} \leq k)$, na classificação Fuzzy, a região i será associada a uma nova classe denominada $\mathbb{G}_{\mathfrak{a}}_{\mathfrak{b}}$. Esta nova classe é, então, uma combinação das classes \mathbb{G}_{a} e \mathbb{G}_{b} , não importando aqui a ordem em que elas ocorrem. Isto é, admite-se que as classes $\mathbb{G}_a_\mathbb{G}_b$ e $\mathbb{G}_{\mathfrak{b}}_{\mathfrak{a}}, \operatorname{com}(1 \leq \mathfrak{a}, \mathfrak{b} \leq k),$ são idênticas. A confiabilidade desta nova classe será o resultado do produto das mínimas estatísticas relativas às classificações das imagens 1 e 2, s_{ig}^1 e s_{ib}^2 . Ao proceder deste modo, pode-se, então gerar para as k classes de interesse k(k+1)/2 classes Fuzzy. Neste trabalho, utilizando-se as sete classes definidas previamente foram geradas vinte e oito classes Fuzzy, denominadas FP FP, FP_RA, FP_RT, FP_RI, FP_PS, FP_PL, FP_SE, RA_RA, RA_RT, RA_RI, RA_PS, RA_PL, RA_SE, RT_RT, RT_RI, RT_PS, RT_PL, RT_SE, RI_RI, RI_PS, RI_PL, RI_SE, PS_PS, PS_PL, PS_SE, PL_PL, PL_SE, SE_SE. Os resultados obtidos são descritos a seguir.

3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nas Figuras 3 e 4 são apresentados o Cenário de classificação e a matriz de confusão para a imagem Radarsat, nesta ordem. Os mesmos produtos obtidos para a imagem TM são exibidos nas Figuras 5 e 6. Nas imagens de confiabilidade tem-se que, quanto menor o valor da estatística de teste, maior a confiabilidade da classificação. Desta forma, cores tendendo ao azul indicam alta confiabilidade. Na Figura 7 visualiza-se o Cenário Fuzzy. Neste caso, as classes FP_SE, RA_SE e RT SE não ocorrem e, por isso, não aparecem na legenda da classificação. Na Figura 8 é exibida uma adaptação da matriz de confusão para a classificação Fuzzy. Note que não é possível construir uma matriz de confusão da maneira tradicional para este Cenário devido a existência de classes mistas que não fazem parte das classes definidas previamente. Ainda assim, conhecendo-se as referências pode-se estimar o quanto de acertos tal classificação apresentou em relação às classes estudadas. Diante disso, se uma quantidade de pixel foi classificada como PL_PS e pertence à classe Pasto Limpo ou Pasto Sujo, tal decisão é considerada válida. Utilizando-se este raciocínio, uma matriz adaptada foi construída para avaliação da classificação Fuzzy. Observe na Figura 8 que o número total de pixels por classe está relacionado aos pixels coletados para composição das amostras de teste. Sendo assim, veja que algumas das classes Fuzzy não aparecem na matriz. Essas classes referem-se as classes Fuzzy cuja ocorrência foi zero em relação as amostras de teste coletadas para as classes em estudo. Os valores de acurácia por classe obtidos para cada uma das classificações encontram-se na Tabela 1.

Tabela 1 – Acurácia	por clas	sse das c	lassificações.
---------------------	----------	-----------	----------------

Porcentagem da acurácia por classe						
Classe	Radarsat	TM	Fuzzy			
FP	28,27	68,10	68,10			
RA	0,00	18,11	18,11			
RT	100,00	100,00	100,00			
RI	54,92	45,08	100,00			
PS	23,67	9,31	32,97			
PL	87,37	52,35	87,37			
SE	47,89	93,39	93,39			



Figura 3 – Classificação (a) e imagem de confiabilidade (b) para a imagem Radarsat.



Figura 4 – Matriz de confusão para a classificação Radarsat (kappa:0,31; variância kappa:1,31×10⁻⁵; acurácia global:39,46)



Figura 5 – Classificação (a) e imagem de confiabilidade (b) para a imagem TM.



Figura 6 – Matriz de confusão da classificação TM (kappa:0,50; variância kappa:1,31×10⁻⁵; acurácia global:60,58)



Figura 7 – Classificação multifonte (a) e imagem de confiabilidade (b) *Fuzzy*.

	REFERENCIA								
		FP	RA	RT	RI	PS	PL	SE	TOTAL
ICAÇÃO	FP_FP	2658	0	0	0	0	0	0	2658
	FP_RA	531	486	0	0	0	0	0	1017
	FP_RI	3214	0	0	0	0	0	0	3214
	PL_PL	0	0	0	0	279	858	0	1137
	PL_PS	0	0	0	0	417	574	0	991
	PL_SE	0	0	0	0	101	0	0	101
	PS_RI	0	290	0	0	0	0	155	445
ġ.	PS_SE	0	0	0	0	164	0	1067	1231
CLAS	RA_RI	1705	0	0	376	0	0	0	2081
	RA_RT	1294	0	0	0	0	0	0	1294
	RI_RI	0	1051	0	0	801	207	0	2059
	RI_RT	0	857	0	458	0	0	0	1315
	RT_RT	0	0	2110	0	0	0	0	2110
	SE_SE	0	0	0	0	0	0	1123	1123
	TOTAL	9402	2684	2110	834	1762	1639	2345	20776

Figura 8 – Adaptação da matriz de confusão para a classificação multifonte *Fuzzy*.

Analisando a Figura 8 nota-se que, em meio aos 9402 pixels relativos à classe FP, 6403 pixels foram identificados corretamente, correspondendo a um percentual de acertos de 68%. Seguindo este raciocínio foi construída a Tabela 1 que contém os valores de acurácia por classe para o Cenário *Fuzzy* e para os Cenários monofontes (individuais). Comparando-se as acurácias por classe obtidas na classificação *Fuzzy* com as acurácias Radarsat e TM, observa-se que, em relação à primeira imagem houve um aumento de 141% para a classe FP, 100% para a classe RA, 82% para a classe RI, 39% para a classe PS e 95% para a classe SE. Para as classes RT e PL os valores iniciais foram mantidos. Em relação à segunda imagem, notam-se aumentos para as classes RI, PS e PL nos valores de 122%, 254% e 67%, respectivamente. Para as outras classes os valores foram preservados. Destaca-se que, para as classes RI e PS, foram obtidos aumentos em relação às duas imagens simultaneamente. De forma geral, a classificação *Fuzzy* ou manteve os melhores resultados provenientes das classificações individuais ou atingiu índices de acurácias superiores aos resultados obtidos por meio das classificações individuais.

4. CONCLUSÕES

O Cenário de classificação *Fuzzy* permitiu a construção de uma classificação em classes mistas com alta confiabilidade e altos valores de acurácia por classe. Por meio dos resultados verificou-se a efetividade do método e identificou-se o Cenário *Fuzzy* como um fator positivo na metodologia de classificação multifonte adotada.

6. AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao CNPq (Processo: 313153/2016-7) pelo suporte financeiro e ao ICMBio (MMA) pela autorização SISBIO #48186-4.

7. REFERÊNCIAS

[1] Braga, B. C.; Sant' Anna, S. J. S.; Freitas, C. C, "Distâncias estocásticas e mapas de incertezas aplicados à classificação de dados de múltiplos sensores", Revista Brasileira de Cartografia, v. 67, n. 7, p. 1391-1411, 2015.

[2] Braga, B. C.; Freitas, C. C; Sant' Anna, S. J. S, "Classificação multifontes de imagens de sensoriamento remoto baseada em mapas de incertezas." In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 17. (SBSR), 2015, João Pessoa. Anais... São José dos Campos: INPE, p. 4474-4481, 2015.

[3] Braga, B. C.; Sant' Anna, S. J. S.; Freitas, C. C, "Integração de imagens Radarsat-2 e Alos/Palsar para obtenção de classificações multifontes do uso e cobertura da terra." In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 18. (SBSR), 2017, Santos. Anais... São José dos Campos: INPE, p. 3315-3322, 2017.

[4] Shackelford, A.K.; Davis, C.H. "A *Fuzzy* classification approach for high-resolution multispectral data over urban areas." In: IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, p. 1621-1623, 2002.

[5] Ulaby, F.T.; Elachi, C, "Radar Polarimetriy for Geoscience Applications." Norwood: Artech House Remote Sensing Library, 388p., 1990. ISBN-10 0890064067.

[6] Silva, W. B.; Freitas, C. C.; Sant'Anna, S. J. S.; Frery, A. C., "Classification of Segments in PolSAR Imagery by Minimum Stochastic Distances Between Wishart Distributions. IEEE J-STARS, v. 6, p.1263-1273, 2013.