

Segmentação por Agrupamentos Fuzzy C-means em Imagens LiDAR Aplicados na Identificação de Linhas de Transmissão de Energia Elétrica

Anderson J. Azambuja Guiera^{1,2}
Tania Mezzadri Centeno¹
Myriam Regattieri Delgado¹
Mauricio Müller³

¹CPGEI/CEFET-PR
aguiera@gmail.com
mezzadri@cpgei.cefetpr.br
myriam@dainf.cefetpr.br

²Copel – Companhia Paranaense de Energia
guiera@copel.com

³LACTEC
muller@lactec.org.br

Abstract: The LiDAR (Light Detection And Ranging) technique is traditionally used to construct very accurate digital terrain models (DTM) due mainly to its ability to easily acquire data, to provide geographically referenced coordinates and information on the elevation of mapped objects.

The aim of the work described in this paper is to automatically identify and separate the power transmission lines in point clouds acquired by LiDAR and to demonstrate a useful application of LiDAR.

The identification of the power transmission lines is accomplished through the processing of a clustering fuzzy c-means algorithm. The technique consists of using grey levels and heights provided by the LiDAR data processing. The data is fed into the fuzzy c-means algorithm so that the clusters can be determined.

The preliminary results obtained were considerably promising. As final results of this work, a high degree of automation in the process of power transmission lines identification is expected, therefore reducing the need for supervision through human operation.

Resumo: A técnica de mapeamento digital a *laser*, ou LiDAR (*Light Detection And Ranging*), é tradicionalmente utilizada na confecção de modelos digitais de terrenos (MDT) devido à sua facilidade de aquisição dos dados, fornecendo coordenadas referenciadas geograficamente e altitude do objeto mapeado.

O objetivo deste trabalho é identificar linhas de transmissão de energia elétrica em nuvens de pontos adquiridas pelo LiDAR, demonstrando uma aplicação bastante útil de imagens LiDAR.

A identificação das linhas de transmissão é feita processando o algoritmo de determinação de agrupamentos *fuzzy c-means*. A técnica consiste em utilizar os níveis de cinza e altura, obtidos pelo processamento dos dados do LiDAR, e submetê-los à determinação de agrupamentos.

Os resultados preliminares obtidos são considerados promissores. Como resultados finais deste trabalho, espera-se um alto grau de autonomia no processo de identificação de linhas de transmissão, diminuindo assim a necessidade de supervisão do operador humano.

Palavras-Chave: LiDAR, LaDAR, Fuzzy c-means, Segmentação, Classificação, Mapeamento a Laser.

1 Introdução

Os trabalhos de segmentação e classificação de imagens LiDAR ainda são escassos na comunidade científica. Cabe esclarecer que esse tipo de imagem é resultado de um pós-processamento dos dados obtidos pelas técnicas de mapeamento. Elas compreendem a análise do primeiro e do último eco do *laser* e transformação da nuvem de pontos em uma imagem matricial em níveis de cinza.

A segmentação de imagens geralmente é utilizada para auxiliar o processo de classificação. Nessa área de atuação podem-se destacar alguns trabalhos utilizando imagens LiDAR. Roggero [9] utiliza diretamente os dados de mapeamento a *laser* a fim de estabelecer uma análise dos dados segundo a componente principal e em seguida é aplicado um algoritmo de crescimento de regiões com o intuito de segmentar a imagem. Outro trabalho que envolve crescimento de regiões é o de Lucieer e Stein [2] que utiliza os dados relativos ao nível de cinza a fim de produzir um descritor de textura para caracterizar as regiões da imagem.

No tocante à classificação de imagens LiDAR, Baltasvias [3] desaconselha utilizar somente os dados fornecidos pelo mapeamento a *laser*, pois a

complexidade de classificação das imagens é muito alta. Muitas das abordagens encontradas fazem uso dos dados do LiDAR em conjunto com dados de aerofotogrametria, o que melhora a precisão do processo de classificação.

O presente trabalho utiliza somente dados do sistema LiDAR para fins de classificação de linhas de transmissão e mostra que resultados interessantes podem ser obtidos.

1.1 Descrição do problema

O problema de classificar imagens é comum na área de processamento de imagens digitais. Um observador humano pode facilmente identificar em uma imagem proveniente de aerofotogrametria, diferentes classes de objetos, tais como vegetação e construções, mediante conceitos de cores e formas. No entanto, em imagens menos ricas em dados, como as imagens LiDAR, a identificação é dificultada, pois, neste contexto, as características de forma não são tão evidentes. Além disso, a imagem gerada não contém informações de cor, sendo, portanto, monocromática. Neste caso, um rio pode possuir níveis de cinza semelhantes aos das linhas de transmissão.

Para entender como a imagem adquirida por perfilamento a *laser* é gerada, é necessário esclarecer que o *laser* é uma luz monocromática que, ao incidir em um anteparo, reflete parte dessa luz em uma banda espectral. Os sensores responsáveis por captá-la convertem o percentual refletido em uma escala de níveis que varia de 0 (total absorção), ao 255 (total reflexão). O grande problema consiste em identificar o percentual de refletância dos materiais para a fonte de luz empregada.

Em se tratando de mapeamento a *laser*, esta identificação deve ser realizada em função do comprimento de onda do *laser* empregado. Determinados materiais respondem melhor a um comprimento de onda do que outro. Wher e Lohr [1] citam que glaciários respondem de forma positiva a comprimentos de onda de 1560nm e negativamente a comprimento de ondas de 800nm, ou seja, se o objetivo é mapear glaciários deve-se optar por um aparelho cujo comprimento de onda seja de 1560nm.

Outro fato é que diferentes materiais podem responder de forma similar a uma mesma fonte de *laser*. Isso particularmente inviabiliza a classificação da imagem considerando apenas o nível de cinza. Devido a esse problema, algumas abordagens de classificação de imagens utilizam o mapeamento a *laser* somente para fins de determinação de altura de objetos e a classificação propriamente dita é executada através de fotos provenientes de

aerofotogrametria ou por imagens multiespectrais, tais como imagens de satélites, como descrito por Centeno et al. [6] em sua abordagem de análise de modelos numéricos de elevação derivados de *laser scanner* para o monitoramento urbano.

1.2 Objetivos

O objetivo desse trabalho é propor uma metodologia baseada em sistemas *fuzzy*, basicamente agrupamentos *fuzzy c-means*, para auxiliar na classificação primária de dados obtidos a partir de mapeamento digital a *laser*.

A vantagem de trabalhar com agrupamentos *fuzzy c-means* é que não existe uma relação determinante entre o dado e o agrupamento o qual pertence. O relacionamento entre o dado e o agrupamento é feito através de um grau de pertinência que pode variar de 0 a 1, onde 0 indica a exclusão total desse dado do agrupamento e 1 indica a inclusão total do dado no agrupamento.

O agrupamento será usado para identificar regiões de similaridade por níveis de cinza e altura.

2 Fundamentação teórica

Para uma melhor compreensão do trabalho aqui descrito, são necessárias uma fundamentação teórica relacionada a mapeamento digital a *laser* e uma descrição suficientemente detalhada do algoritmo *fuzzy c-means*, feitas nas seções subsequentes.

2.1 Mapeamento digital a laser (LiDAR)

A técnica LiDAR, baseia-se nas técnicas de radar. A grande diferença é que, ao invés de utilizar ondas de rádio para detectar os obstáculos, o LiDAR faz uso de pulsos *laser*.

Um pulso *laser* é emitido pelo aparelho de mapeamento e, ao atingir um obstáculo, retorna ao aparelho no qual, por meio de equipamentos acessórios ao LiDAR, o obstáculo é referenciado por suas coordenadas geográficas e por sua altitude. Alguns sistemas são capazes de medir a intensidade de retorno do pulso *laser*, fornecendo assim um quarto dado acerca do obstáculo a ser explorado.

O produto final do mapeamento, geralmente, é um arquivo em formato texto contendo as coordenadas geográficas, a altitude do obstáculo e a intensidade com que o *laser* retornou ao aparelho. Esse conjunto de dados também é conhecido como nuvem de pontos. A nuvem de pontos pode ser processada de forma a gerar um modelo digital de terreno (MDT). Esse modelo é uma representação tridimensional do terreno que

foi mapeado desprezando suas elevações. Um MDS (Modelo Digital de Superfície) também pode ser obtido pelo processamento dos dados que formam a nuvem de pontos. O modelo de superfície é um modelo tridimensional da área mapeada considerando as elevações do terreno, como construções e árvores [10].

A figura 1 mostra uma nuvem de pontos vista de cima e considerando somente o nível de cinza. A figura 2 mostra a mesma nuvem de pontos distribuída no espaço.

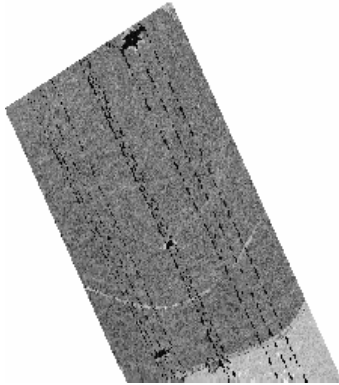


Figura 1: Visualização dos níveis de cinza da nuvem de pontos.



Figura 2: Nuvem de pontos representada em três dimensões.

Informações mais detalhadas sobre a técnica LiDAR podem ser encontradas nos trabalhos de Wher e Lohr[1] e Baltsavias[3].

2.2 Algoritmo fuzzy c-means

O algoritmo *fuzzy c-means* é utilizado para determinar agrupamentos e seus centros segundo a norma euclidiana existente entre um dado e os centros dos agrupamentos. O raciocínio para entender a relação entre um dado e o agrupamento é o seguinte: Quanto mais próximo do centro de um agrupamento o dado estiver, maior será seu grau de pertinência a esse agrupamento.

Dado um grupo de dados $X = \{x_1, \dots, x_n\}$, onde cada ponto x_k ($k=1, \dots, n$) é um vetor em \mathbb{R}^p , U_{cn} representa um grupo de matrizes reais $c \times n$, e c é

um inteiro que obedece a relação $2 \leq c < n$, a partição *fuzzy* definida para X é

$$M_{fnc} = \{U \in U_{cn} : u_{ik} \in [0,1], \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, \quad (1)$$

$$0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n\}$$

onde u_{ik} é o grau de pertinência para x_k em um agrupamento i ($i=1, \dots, c$) [11].

A forma de determinar se o algoritmo *fuzzy c-means* encontra uma partição *fuzzy* ótima é definida por

$$J_m(U, V; X) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (2)$$

Em (2), $V = (v_1, \dots, v_c)$ é a matriz que contém os centros dos agrupamentos onde todo $v_i \in \mathbb{R}^p$, m é um peso constante entre $[1, \infty)$ que influencia no valor de pertinência [11].

O centro $v_i^{(t)}$ de cada agrupamento i ($i=1, \dots, c$) para uma iteração t , pode ser calculado segundo a equação

$$v_i^{(t)} = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik}^{(t)})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik}^{(t)})^m} \quad (3)$$

De posse dos novos centros $v_i^{(t)}$, os valores de pertinência podem ser obtidos por

$$u_{ik}^{(t+1)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|x_k - v_i^{(t)}\|^2}{\|x_k - v_j^{(t)}\|^2} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (4)$$

O algoritmo *fuzzy c-means* pode ser executado da seguinte maneira:

1. Escolher um valor para c , m e ε [11].
2. Gerar aleatoriamente a partição *fuzzy* U^0 obedecendo às restrições impostas por (1).
3. Atribuir ao contador de iterações t o valor 0.
4. Atribuir $J_m^{(t)} = 0$.
5. Calcular os centros $v_i^{(t)}$ segundo a equação (3).
6. Calcular a função objetivo $J_m^{(t+1)}$ por meio de (2).

7. Calcular os graus de pertinência $u_{ik}^{(t+1)}$ segundo a equação (4).
8. Calcular $\delta = J_m^{(t+1)} - J_m^{(t)}$.
9. Incrementar o contador de iterações t .
10. Se *condição de saída = falso* então ir para o passo 5. Senão, finalizar o algoritmo.

A chamada *condição de saída* é atingida quando $\delta \leq \epsilon$ ou um pré-determinado número de iterações é alcançado.

3 Estado da arte

No campo da segmentação de imagens pode-se destacar a abordagem de Cinque et al. [7] que propõe segmentação de imagens baseada em agrupamentos *fuzzy*. Cinque et al. utilizam uma versão alterada do modelo de determinação de agrupamentos chamado de ART (*Adaptive Resonance Theory*) e os dados utilizados consistem de níveis de cinza, variação total e variação mínima em uma amostra de *pixels*, geralmente uma janela que varia de 3x3 até 9x9.

Para classificação de imagens Leduc [4] propõe uma classificação baseada na interseção das funções de pertinência. Essas funções de pertinência caracterizam cada classe a ser explorada. Quando estas possuem um ponto de interseção em um valor de pertinência alto, por exemplo, 0,8, pode-se afirmar que existe um alto grau de confusão entre essas duas classes. Se o contrário ocorrer, ou seja, o ponto de interseção está situado em um valor de pertinência baixo, pode-se concluir que o grau de confusão entre as classes é baixo e que cada função descreve bem suas classes.

A abordagem descrita por Bao [8] utiliza agrupamentos (*clusters*) *fuzzy* na classificação de imagens de satélite. Bao aplica o agrupamento *fuzzy c-means* para determinar os centros dos agrupamentos e o método do vizinho mais próximo, segundo a menor distância entre o ponto e os centros dos agrupamentos para determinar a qual agrupamento pertence o ponto em questão. Essa abordagem mostrou grande eficiência em imagens de satélite.

No campo do mapeamento a *laser* e classificação de imagens a metodologia descrita por Ribeiro et al. [5] é uma das poucas que aplicam sistemas *fuzzy* em sua composição. Ribeiro et al. utilizam três variáveis (brilho, desvio padrão e a relação entre o valor médio do último eco e o somatório das médias dos primeiros e últimos ecos) para cada classe. Após a definição das variáveis ele as submete a um método de inferência *fuzzy* onde a implicação das regras é dada pelo mínimo. Os resultados se mostraram melhores que os obtidos pelo método da distância mínima.

4 Metodologia proposta

A abordagem proposta neste trabalho é baseada na segmentação de imagens utilizando o algoritmo de determinação de agrupamentos *fuzzy c-means* com o intuito de definir regiões similares segundo critérios de nível de cinza e altura.

Como a técnica LiDAR fornece dados de altitude e os dados necessários para classificar as linhas são alturas, foram utilizados os dados referentes ao primeiro e ao último eco do *laser* para determinar a altura de cada ponto amostrado.

Os dados relativos ao primeiro eco correspondem a pontos de elevações, tais como linhas de transmissão e árvores, e ainda os pontos do terreno. Os dados relativos ao último eco correspondem somente aos pontos de terreno sem pontos de elevação.

Para determinar a altura dos pontos, optou-se por amostrá-los em matrizes.

As linhas das matrizes correspondem às coordenadas y e suas colunas às coordenadas x . A resolução dessa matriz é de 0,25m, ou seja, tanto as coordenadas x quanto as coordenadas y equidistam em 0,25m umas das outras. No interior de cada célula estão presentes os dados de altitude.

Se dois ou mais pontos concorrerem a ocupar uma mesma célula, seleciona-se o ponto de maior altitude e os pontos preteridos são excluídos da amostra.

Durante o mapeamento podem ocorrer falhas na aquisição de dados de forma que os pontos amostrados não preenchem as matrizes em sua totalidade. Para suprir a ausência de dados utilizou-se uma interpolação cúbica de maneira a preencher as células faltantes.

As alturas são determinadas pela diferença entre a matriz de elevações e a matriz de terreno, resultando em uma matriz de alturas. As alturas obtidas são incorporadas aos pontos de elevação, definindo um quinto atributo além dos atributos já descritos, a saber, coordenadas x e y , altitude e nível de cinza.

Os agrupamentos são determinados pela distribuição do nível de cinza e altura no plano cartesiano, onde no eixo x são dispostos os níveis de cinza e no eixo y as alturas. A figura 3 ilustra essa distribuição.

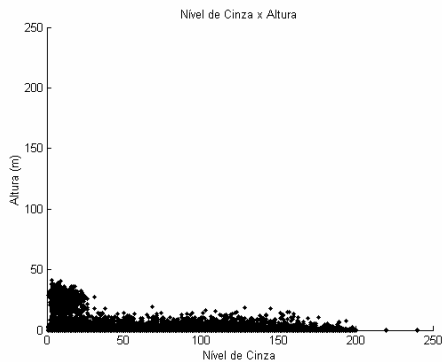


Figura 3: Distribuição dos dados Nível de Cinza x Altura.

Supondo que esses dados fossem submetidos ao processo de determinação de agrupamentos, os centros encontrados ficariam distribuídos ao longo do eixo dos níveis de cinza e praticamente desconsiderando os dados de altura. Como a intenção é que pelo menos um dos centros represente uma região alta, de forma a levar em conta os dados de altura, foi estabelecida uma equivalência entre os dados de altura e nível de cinza através de um fator multiplicador para os dados de altura, obtido através da razão entre o maior nível de cinza e a maior altura.

A nova distribuição dos dados, considerando a equivalência entre o nível de cinza e a altura é mostrada na figura 4.

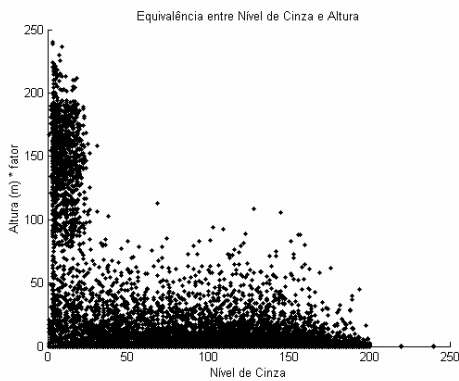


Figura 4: Distribuição dos dados Nível de Cinza x Altura após aplicação do fator multiplicador aos dados de altura.

A disposição destes dados dificultam a localização dos agrupamentos. Devido a uma maior concentração de dados numa região caracterizada por baixos valores de alturas, pode-se supor que os centros dos agrupamentos serão também identificados com baixos valores de altura. Prevendo esse efeito, foram efetuados também experimentos atribuindo diferentes pesos para os

dados de altura. Esses pesos são aplicados com o intuito de fornecer uma maior distinção entre os agrupamentos que se estendem ao longo do eixo y dos que estão ao longo do eixo x. Em outras palavras espera-se que um centro seja identificado com um alto valor de altura e um baixo nível de cinza.

Depois de aplicado o algoritmo de determinação de agrupamentos é necessário definir a qual agrupamento o dado pertence. Considerando que cada dado x_k ($k=1, \dots, n$) tenha um grau de pertinência em relação a c agrupamentos ($i=1, \dots, c$), a escolha do agrupamento será definida em função do maior grau de pertinência do maior u_{ik} . Desta maneira, afirma-se que o dado x_k pertence ao agrupamento i . A grande desvantagem desta técnica é desconsiderar o grau de confusão que pode existir entre os agrupamentos. Por exemplo, considerando um dado x_k qualquer que possua graus de pertinência na ordem de $u_{1k}=0,49$ e $u_{2k}=0,51$ a abordagem determinará que o dado pertence ao agrupamento 2 desconsiderando o alto índice de confusão existente.

5 Simulação e resultados

Os dados utilizados na metodologia proposta, foram obtidos através da técnica de mapeamento digital a *laser* e correspondem a um trecho de aproximadamente 4,5 km de uma linha de transmissão. Para minimizar o esforço computacional optou-se por dividir a linha em trechos menores, que variam de 250 a 260 metros.

Inicialmente, os dados foram tratados a fim de remover pontos cujo nível de cinza nc não obedecem a restrição $0 \leq nc \leq 255$ e ainda pontos com coordenadas x , y e z iguais, mas níveis de cinza diferentes. Esses pontos, considerados dados impróprios, estão em torno de 1% do total de pontos amostrados.

Para demonstrar a técnica foram escolhidos dois trechos com características opostas. O primeiro possui um grande contraste entre a linha de transmissão e os demais objetos da imagem. Esse trecho pode ser visto nas figuras 1 e 2 e será referenciado como primeira amostra. No segundo trecho, referenciado nesse trabalho como segunda amostra, uma área pertencente ao fundo da imagem confunde-se com a linha de transmissão, em função dos seus níveis de cinza, como pode ser observado na figura 5. A figura 6 evidencia a distribuição dos pontos em três dimensões.

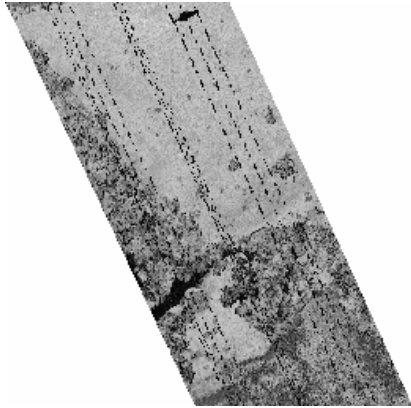


Figura 5: Segunda amostra em níveis de cinza.



Figura 6: Distribuição espacial da segunda amostra.

O algoritmo *fuzzy c-means* foi implementado no *toolbox* de sistemas *fuzzy* presente no *software* Matlab versão 6.0 *release* 12 e foi aplicado aos dados da primeira e da segunda amostra. Os parâmetros utilizados para o algoritmo foram $m=2$, número máximo de iterações igual a 200 e $\epsilon = 1e-5$.

O número de agrupamentos foi estimado em dois, um para a linha de transmissão e o outro para os demais componentes da imagem, classificado como fundo da imagem.

Com o objetivo de descobrir se, efetivamente, existe a necessidade de utilizar pesos para enfatizar a importância da altura no algoritmo, alguns testes foram realizados. Por meio destes testes realizados para ambas as amostras, descobriu-se que o peso 4, ou seja, multiplicar todos os dados de altura por 4, desloca significativamente um dos centros para altos valores de y .

Isso pode ser observado, para a amostra A, na tabela 1 e figuras 7, 8, 9 e 10.

Os testes evidenciam que a distribuição das amostras é afetada conforme o peso atribuído à altura varia. Esse experimento serviu de base para determinar o peso a ser adotado na identificação de linhas de transmissão. Pode-se concluir que utilizando o peso 4 existe uma melhor definição entre o agrupamento de linhas de transmissão,

que possuem níveis de cinza baixo e alto valores de altura, e o agrupamento que representa os demais elementos da imagem.

Tabela 1: Peso atribuído às alturas e deslocamento dos centros dos agrupamentos.

Peso	Centro Linha Transmissão		Centro Fundo	
	Nível de Cinza	Altura real (m)	Nível de Cinza	Altura real (m)
1	96,9676	0,5606	141,2680	0,2541
2	97,2117	0,4988	140,3151	0,3008
3	96,6513	0,5091	139,3247	0,3127
4	11,7293	15,938	123,4456	0,0976

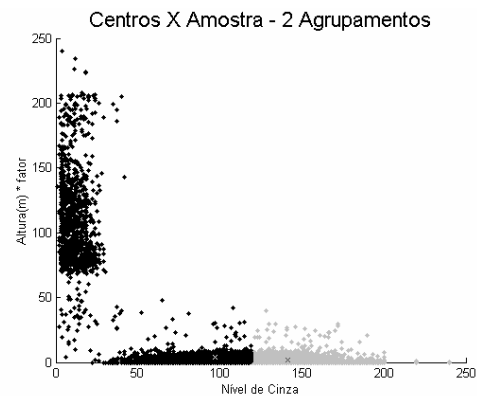


Figura 7: Distribuição das amostras em dois agrupamentos e peso para altura igual a 1.

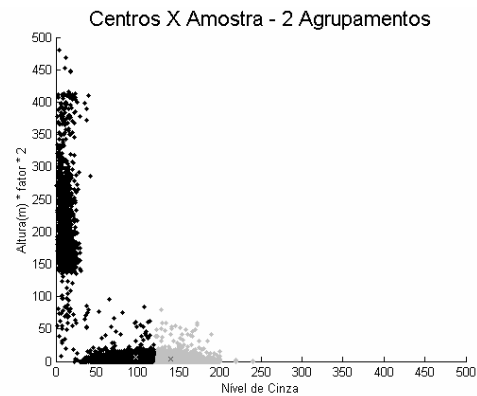


Figura 8: Distribuição das amostras em dois agrupamentos e peso para altura igual a 2.

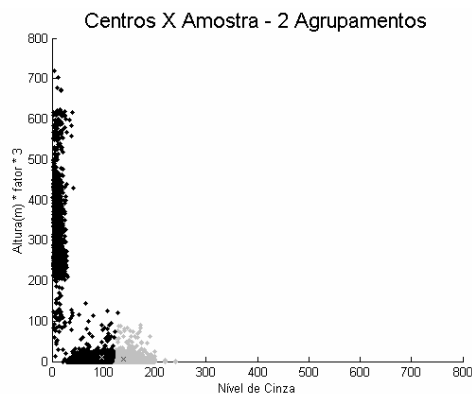


Figura 9: Distribuição das amostras em dois agrupamentos e peso para altura igual a 3.

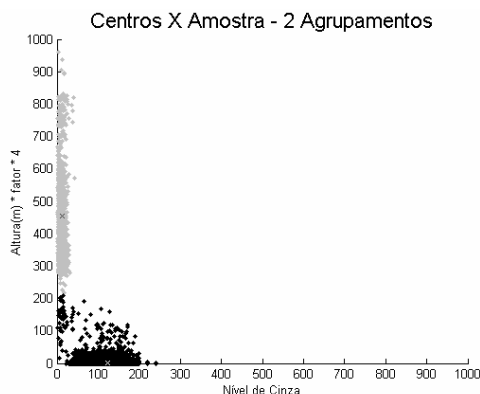


Figura 10: Distribuição das amostras em dois agrupamentos e peso para altura igual a 4.

Definidos o número de agrupamentos e o peso que será atribuído à altura, submetem-se os dados de ambas as amostras ao algoritmo de determinação de agrupamentos.

Os centros obtidos V1 e V2 podem ser visualizados na tabela 2. A coluna NC corresponde ao nível de cinza, AA é a altura usada na determinação de agrupamentos (altura real x fator x peso) e AR é a altura real em metros.

O centro V1 em ambas as amostras é o centro do agrupamento das linhas de transmissão. Pode-se notar que a altura real dos centros V1 é um valor alto em relação a V2. Seu nível de cinza é baixo também em comparação a V2. Essas características seguramente classificam a linha de transmissão no agrupamento 1.

A distribuição das amostras pode ser observada nas figuras 11 e 12. Os agrupamentos representados pela cor preta são os dados que representam a classe de linha de transmissão. Os demais objetos da imagem são representados pela cor cinza. Na segunda amostra, nota-se que

alguns pontos que possuem níveis de cinza elevados são classificados como linha de transmissão. Esse fato acarreta em um erro de classificação.

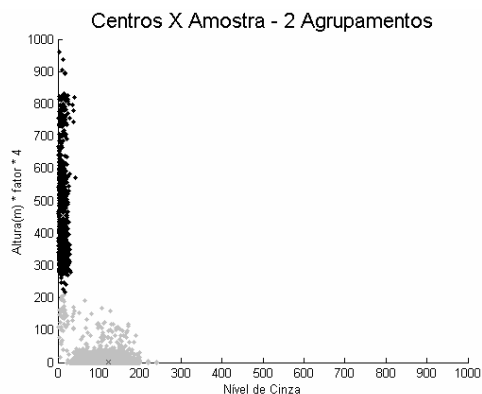


Figura 11: Distribuição dos agrupamentos da primeira amostra.

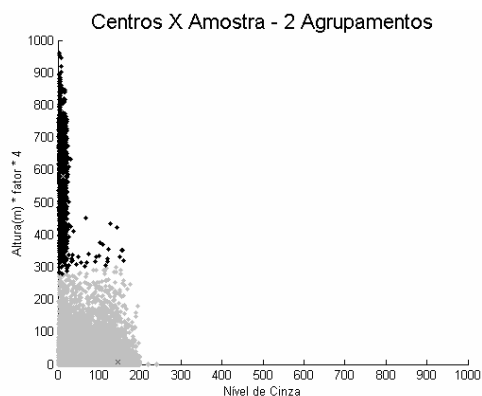


Figura 12: Distribuição dos agrupamentos da segunda amostra.

As nuvens de pontos da primeira e segunda amostra são visualizadas nas imagens 13 e 14. Na segunda amostra verificou-se que alguns pontos da vegetação foram classificados como linha de transmissão (figura 14 canto inferior esquerdo). Embora apenas 0,26% do total de pontos tenham sido mal classificados, a porcentagem de erro não pode ser desprezada, pois estes pontos representam 7% dos pontos classificados como linha de transmissão.

Tabela 2: Centro dos agrupamentos para a primeira e segunda amostra.

	Fator	V1			V2		
		NC	AA	AR	NC	AA	AR
Primeira Amostra	7,1242	11,7293	454,1734	15,9380	123,4456	2,7806	0,0976
Segunda Amostra	5,8248	13,0907	580,5893	24,9189	146,3720	5,9423	0,2550

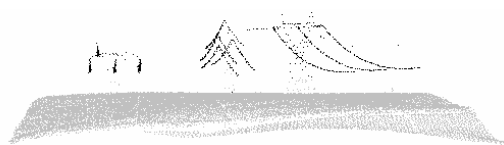


Figura 13: Linha de transmissão identificada na primeira amostra.



Figura 14: Linha de transmissão identificada na segunda amostra.

6 Conclusão

Com base nos resultados obtidos, verificou-se que a classificação de linhas de transmissão de energia elétrica com base nos níveis de cinza e altura é uma tarefa possível.

Os resultados obtidos com esse método são considerados satisfatórios porque, considerando o uso isolado dos dados do LiDAR, pode-se seguramente classificar linhas de transmissão de energia elétrica com uma pequena margem de erro.

De forma geral os resultados da pesquisa apontam para melhorias na técnica. A melhoria a ser aplicada é a utilização da transformada de Hough nos dados previamente classificados por fuzzy *c-means* e isolar os cabos de transmissão de energia. Com isso espera-se que uma melhor definição da linha de transmissão seja obtida.

7 Agradecimentos

Os autores gostariam de agradecer ao Juliano e Ana Paula Kersting pelas informações prestadas.

8 Referências

- [1] Wher, A; Lohr, U. Airborne laser scanning - an introduction and overview, *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, v.54, p.68-82, 1999.
- [2] Lucieer, A; Stein, A. Texture-based landform segmentation of LiDAR imagery, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, v.6, p.261-270, 2005.
- [3] Baltsavias, E. A comparison between photogrammetry and laser scanning, *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, v.54, p.83-94, 1999.
- [4] Leduc, F. Feature space optimization prior to fuzzy image classification. *Proceedings of the Seventh International Conference on Information Fusion*, p.547-554, 2004.
- [5] Ribeiro, S R A; dos Santos, D R; Centeno, J S. Aplicação da metodologia de dados orientado a objeto na classificação de uma área urbanizada, utilizando uma imagem digital obtida por meio da tecnologia do laser scanner, *Anais do Simpósio Brasileiro de Geomática*, p.144-149, 2002.
- [6] Centeno, J S; Steinle, E; Vögtle, T. Análise de modelos numéricos de elevação derivados de laser scanner para o monitoramento urbano, *Congresso Brasileiro de Cadastro Técnico Multifinalitário*. Florianópolis, 2000.
- [7] Cinque, L; Foresti, G; Lombardi, L. A clustering fuzzy approach for image segmentation, *The Journal Of Pattern Recognition Society*, v. 37, p. 1797-1807, 2004.
- [8] Bao, M. Classification of multi-temporal SAR images and INSAR coherence images using adaptive neighborhood model and simulated annealing approach, *ESA ERS-*

ENVISAT Symposium, 2000. Disponível em http://earth.esa.int/pub/ESA_DOC/gothenburg/145bao.pdf, acessado em 25/04/2005.

- [9] Roggero, M. Object segmentation with region growing and principal component analysis, *ISPRS Commission III, Symposium 2002, Graz, Austria*, p.289-294, 2002.
- [10] Haala, N; Walter, V. Automatic classification of urban environments for database revision using LiDAR and color aerial imagery, *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, v.32, part 7-4-3 W6, Valladolid, Spain, 1999.
- [11] Nascimento, S; Mirkin, B; Moura-Pires, F. A fuzzy clustering model of data and fuzzy c-means, *The Nineth IEEE International Conference on Fuzzy Systems: Soft Computing in the Information Age*, p. 302-307, 2000.