AVALIAÇÃO DE ALGORITMOS DE ANÁLISE DE TEXTURA PARA A CLASSIFICAÇÃO DO ESTADO DE ALTERAÇÃO DE AGREGADOS MINERAIS

Michel Henrique Hoekstra (PIBIC/Fundação Araucária/UEPG), William Xavier Maukoski, Lilian Tais de Gouveia, Luciano José Senger (Orientador), e-mail: ljsenger@uepg.br

Universidade Estadual de Ponta Grossa/Departamento de Informática

Ciências Exatas e da Terra, Ciência da Computação

Palavras-chave: Descritores de textura, agregado mineral, análise de histogramas

Resumo

Agregados minerais são vitais para a indústria de construção civil e suas características influenciam diretamente a qualidade das obras. A qualidade do agregado mineral pode ser afetada pelo processo de produção utilizado nas pedreiras. A proposta deste trabalho é avaliar técnicas de avaliação de textura de imagens para classificar o estado de alteração de agregados minerais. Imagens obtidas de agregados de granito, previamente classificados como alterado e não-alterado, foram avaliadas. Descritores de imagem foram obtidos considerando três porções das imagens: quadros de 48x48 pixels, 64x64 pixels e imagem inteira. Os descritores foram obtidos com o uso de histogramas e cálculo de entropia. Um classificador baseado no algoritmo Naïve Bayes foi treinado para cada classe de descritores. Os resultados indicam que o histograma baseado em padrões binários locais produz os melhores descritores em relação a taxa de acerto do algoritmo de classificação.

Introdução

A indústria da construção utiliza agregados minerais como constituinte em diversos materiais, como o concreto asfáltico e o concreto cimento de Portland. Assim, toneladas de agregados são consumidos pela indústria anualmente. Tais agregados devem ter características e qualidade que atendam especificações técnicas inerentes ao fim que se destinam. Caso o material utilizado pela indústria não seja de qualidade e próprio para utilização, muitos defeitos nas obras podem ocorrer. Defeitos os quais poderiam ser evitados simplesmente pelo fato de se utilizar um agregado mineral que tenham propriedades que atendam a necessidade da indústria civil. Por isso, é de interesse de construtoras e de seus engenheiros o conhecimento do estado em que o agregado sólido se encontra (SENGER e DE GOUVEIA, 2010).

O processo de produção nas pedreiras afeta a qualidade da rocha, onde rochas fracas ou alteradas se encontram em meio a camadas de rochas sãs (ROBERTS *et al, 1991)*. Entretanto, muitos testes disponíveis para a avaliação das condições dos agregados minerais, como análises petrográficas e ensaios mecânicos, são testes laboratoriais e que demandam uma quantidade de tempo e um laboratório especializado, inviabilizando uma detecção *in loco* dos agregados alterados (SENGER e DE GOUVEIA, 2010).

Este trabalho pretende avaliar a utilização de algoritmos de aquisição de texturas de imagens, visando posteriormente classificar agregados minerais como alterado e não-alterado, não considerando o tipo de alteração sofrida pelo mineral ou minerais resultantes da alteração.

Materiais e Métodos

Aquisição de imagens

As imagens utilizadas foram selecionadas de agregados de granito já classificados (rotuladas) em alterados e não-alterados, sendo as imagens capturadas em um ambiente escuro para não haver a interferência de outras fontes de luz e então pré-processadas para a eliminação de ruídos. Sendo levantadas 100 amostras de granito alterado e 53 amostras de granito não-alterado.

Histogramas

Uma imagem pode ser representada pela intensidade de vermelho (R), verde (G) e azul (B) de cada um de seus pixels, um histograma que represente cada um desses canais pode ser montado através da contagem e verificação da intensidade de cada pixel. Tal histograma representa a frequência de uma cor na imagem através da equação seguinte, onde *n* é o valor do canal RBG :

$$histograma[n] = histograma[n] + 1$$

Utilizando a linguagem Python3 aliada à biblioteca de visão computacional *OpenCV* (*Open Source Computer Vision Library*), foram criados quatro histogramas para cada imagem, utilizando os seguintes canais de cores de cada imagem: R, G, B e escala de cinza. Também foi criado um histograma para os valores LBP (*Local Binary Pattern)* da imagem, o LBP é um descritor de textura que se baseia na intensidade de um pixel com relação aos pixels adjacentes, obtendo então um valor entre 0 e 255 (ZHAO, 2011). Após a contagem das intensidades dos pixels, os histogramas foram divididos pelo valor total de pixels obtendo assim histogramas normalizados.

Entropia

A entropia mede a incerteza ou grau de desordem de um conjunto de informações, ou seja, quanto mais estados um canal pode assumir, maior será a sua entropia. Como os histogramas de contagem foram normalizados, cada entrada do histograma pode ser interpretado como a probabilidade de um pixel da imagem assumir aquele valor. Para cada histograma, um somatório da entropia de cada valor é feito, obtendo assim, um número que caracteriza a imagem, também conhecido como Entropia de Informação, ou Entropia de Shannon (SHIN e KIM, 1949):

$$\sum Entropia(canal) = \sum_{i=0}^{255} - histograma[i] \ln\left(histograma[i]\right)$$

Classificador

O algoritmo utilizado para classificar as imagens foi o Naïve Bayes. Tal algoritmo utiliza uma abordagem probabilística e pode ser utilizado quando os atributos que descrevem as instâncias são condicionalmente independentes (FRIEDMAN, GEIGER e GOLDSZMIDT, 1997)

A implementação existente do algoritmo Naïve Bayes da ferramenta Weka foi utilizada para avaliar a acurácia de cada descritor de textura para a base de imagens, sendo feito um *cross-validation* com 10 *folds*.

Resultados e Discussão

Nas tabelas 1 a 3 são apresentados os resultados obtidos, relacionando o descritor e a taxa de acerto obtida com o classificador. O desempenho é descrito por meio da taxa de acerto do classificador, porcentagem de falsos positivos, ou seja, a porcentagem de agregados não-alterados classificados erroneamente como alterados, e a porcentagem de falsos negativos, porcentagem de agregados alterados classificados como não-alterados.

Tabela 1 - Avaliação dos descritores para imagens de tamanho 48x48

Descritor 48x48	Taxa de acerto(%)	Falsos positivos(%)	Falsos negativos(%)
Histograma R	90,1961	13,2075	8,0000
Histograma G	86,9281	22,6415	8,0000
Histograma B	87,5817	9,4340	14,0000
Histograma Cinza	84,9673	30,1887	7,0000
Histograma LBP	98,6928	1,8868	1,0000
Entropia R	92,8105	11,3208	5,0000
Entropia G	94,1176	7,5472	5,0000
Entropia B	90,1961	13,2075	8,0000
Entropia Cinza	95,4248	7,5472	3,0000
Entropia LBP	91,5033	15,0943	5,0000

Com uma região de interesse de tamanho 48x48 o descritor baseado no histograma LBP se mostrou o mais eficiente com uma taxa de acerto total de 98,6928%.

Tabela 2 - Avaliação dos descritores para imagens de tamanho 64x64.

Descritor 64x64	Taxa de acerto(%)	Falsos positivos(%)	Falsos negativos(%)
Histograma R	88,8889	18,8679	7,0000
Histograma G	88,2353	20,7547	7,0000
Histograma B	91,5033	7,5472	9,0000
Histograma Cinza	86,2745	24,5283	8,0000
Histograma LBP	98,0392	3,7736	1,0000
Entropia R	92,8105	9,4340	6,0000
Entropia G	90,8497	11,3208	8,0000
Entropia B	88,2353	16,9811	9,0000
Entropia Cinza	94,7712	7,5472	4,0000
Entropia LBP	94,7712	5,6604	5,0000

Já com uma região de interesse de tamanho 64x64 o desempenho dos descritores parece diminuir, mas o descritor baseado no histograma LBP mantém a taxa de acerto total perto dos 98%.

Tabela 3 - Avaliação dos descritores usando a imagem inteira da amostra mineral.

Descritor Inteira	Taxa de acerto(%)	Falsos positivos(%)	Falsos negativos(%)
Histograma R	71,8954	7,5472	39,0000
Histograma G	85,6209	20,7547	11,0000
Histograma B	94,1176	5,6604	6,0000
Histograma Cinza	83,0065	18,8679	16,0000
Histograma LBP	100	0,0000	0,0000
Entropia R	67,9739	509434	22,0000
Entropia G	77,7778	33,9623	16,0000
Entropia B	82,3529	24,5283	15,0000
Entropia Cinza	77,1242	37,7358	15,0000
Entropia LBP	94,1176	9,4340	4,0000

Com a imagem inteira do agregado de granito os descritores notavelmente perdem a acurácia, com exceção do histograma LBP, que teve taxa de acerto superior para ambas regiões de 64x64 pixels e imagem inteira.

Conclusões

O descritor de textura LBP absorve bem variações luminosas, assim, ele é menos sensível a um erro por interferências luminosas, tal característica, aliado com o fato de ter se demonstrado um descritor eficiente para a classificação de agregados de granito. Entretanto é recomendado que a eficiência do mesmo e dos outros descritores seja testada com uma base de imagens maior e, também, com uma base de imagens onde a aquisição das imagens não seja tão bem controlada, assim poderá ser evidenciado a capacidade de generalização do descritor e como se comporta em diferentes ambientes.

Agradecimentos

Agradeço à Fundação Araucária pelo apoio financeiro deste projeto, ao meu orientador Dr. Luciano José Senger, a William Xavier Maukoski pela coorientação e a Prof. Dr. Lilian Tais de Gouveia pelo suporte e orientação durante o desenvolvimento do projeto.

Referências

FRIEDMAN, Nir; GEIGER, Dan; GOLDSZMIDT, Moises. Bayesian network classifiers. **Machine learning**, v. 29, n. 2-3, p. 131-163, 1997.

ROBERTS, Freddy L. et al. Hot mix asphalt materials, mixture design and construction. 1991.

SENGER, Luciano Jose; DE GOUVEIA, Lilian Tais. Aplicação de redes neurais ART e análise de textura para a classificação do estado de alteração de agregados minerais. **Revista de Informática Teórica e Aplicada**, v. 17, n. 1, p. 31-51, 2010.

SHIN, Jin Woo; KIM, Sang Joon. A Mathematical Theory of Communication. **University of Ulinois Ress**, 1949.

ZHAO, Yang. Theories and applications of LBP: a survey. In: **International Conference on Intelligent Computing**. Springer, Berlin, Heidelberg, 2011. p. 112-120.