CLASSIFICAÇÃO DO ESTADO DE ALTERAÇÃO DE AGREGADOS MINERAIS POR MEIO DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS

Paulo José Machado Filho (PROVIC/Fundação Araucária/UEPG), Luciano José Senger (Orientador), Lilian Tais de Gouveia, William Xavier Maukoski, e-mail: ljsenger@uepg.br.

Universidade Estadual de Ponta Grossa/Departamento de Informática

Ciências Exatas e da Terra; Ciência da Computação

Palavras-chave: Processamento de imagens, análise de textura, aprendizado de máquina.

Resumo:

Agregados minerais possuem diversas utilidades e suas características influenciam a qualidade de obras de construção civil. Para isso, um controle de qualidade desses agregados deve ser feito para evitar problemas. Técnicas de processamento de imagem e de aprendizado de máquina têm se apresentado como uma solução para detecção de alteração no estado de agregados. Este trabalho investiga técnicas de aprendizado de máquina para a classificação de agregados por meio de processamento de imagens. Amostras de granito com e sem alteração foram estudadas e diferentes algoritmos de classificação foram empregados, com diferentes descritores de imagem. Os resultados indicam que os classificadores Instance based learning e Naive Bayes se destacam, obtendo taxas de acerto de até 100%.

Introdução

Agregados são utilizados como constituintes principais de muitos materiais utilizados para construção e devem atender à requisitos de qualidade com base em especificações técnicas necessárias para o fim que se destinam. Por consequência, milhões de toneladas desse material são produzidos e consumidos pela indústria todos os anos. Há métodos de ensaios laboratoriais destinados à caracterização de agregados, contudo, os ensaios não apresentam resposta rápida e seus resultados são subjetivos (SENGER e DE GOUVEIA, 2010).

Métodos de análise de imagens apresentam resultados de qualidade para quantificar as características dos agregados. Um dos problemas relacionados com a classificação computacional é a escolha do classificador mais adequado, pois dependendo do descritor da imagem que é empregado, diferentes resultados são obtidos. (SENGER e DE GOUVEIA, 2010).

Este trabalho investiga a utilização de técnicas aprendizado de máquina para obter uma classificação do estado de agregados minerais. Foram investigados algoritmos de análise de textura estatísticos e estruturais para a aquisição de descritores de imagens de agregados. Tais descritores foram empregados por algoritmos de aprendizado de máquina, visando classificar automaticamente agregados minerais, sem a necessidade do uso de ensaios laboratoriais tradicionais.

Materiais e Métodos

Obtenção das imagens

As imagens de agregados de granito foram obtidas utilizando um scanner de base plana e de alta resolução (4800 dpi) em um ambiente com iluminação controlada, de maneira a obter imagens com boa resolução. Assim, foram obtidas 100 imagens de diferentes agregados alterados e 53 não-alterados. Algoritmos de processamento de imagens foram empregados para extrair da imagem somente a região que contem de fato um mineral, para evitar que o fundo 3 da imagem atrapalhe a análise. Amostras de imagens, de regiões de interesse de 32x32 pixels, 48x48 pixels e 64x64 pixels do centro de cada amostra também foram adotadas também como descritores da imagem.

Histogramas

Cada pixel de uma imagem possui uma cor que foi produzida por uma combinação de cores primárias (RGB). Esses píxeis possuem um valor de intensidade para cada uma dessas cores, que variam de 0 até 255, assim pode-se montar um histograma que conta quantas vezes cada intensidade aparece na imagem e utilizá-lo como um descritor.

Entropia

A entropia de uma imagem mede a quantidade de informação que está associada a um canal, assim, quanto mais estados um canal pode assumir, maior será o valor da entropia. Tendo os histogramas normalizados, cada entrada do histograma pode ser interpretada como a probabilidade de um pixel da imagem assumir aquele valor. Para cada um dos histogramas gerados, um somatório da entropia de cada valor é feito, gerando um número que caracteriza a imagem.

LBP

O LBP é um descritor de textura se baseia na intensidade de um pixel em relação aos seus píxeis adjacentes. Cada pixel é comparado com os seus vizinhos, caso o valor da sua intensidade do canal analisado é maior que o vizinho comparado, o vizinho recebe o valor 0. Caso contrário, o pixel vizinho possui uma intensidade menor, ele assume o valor 1. Assim, temos 256 números possíveis para cada pixel.

Resultados e Discussão

Um exemplo de amostra de granito e sua respectiva região utilizada para extrair os histogramas e entropia está contida na figura 1.

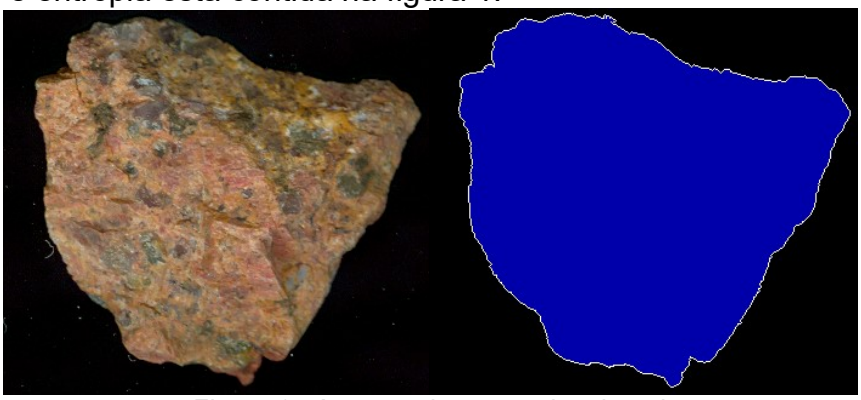


Figura 1 - Amostra de agregado mineral.

Redes bayesianas, arvores de decisão e o classificador k vizinhos mais próximos, disponíveis no software Weka, foram utilizados para realizar a classificação automática do estado de alteração dos agregados. Os resultados das classificações utilizando o histograma do agregado inteiro e entropia da região de interesse de tamanho 48x48 estão dispostas nas tabelas 1 e 2.

Tabela 1 – Classificação das amostras utilizando descritor Histograma

	Classificadores						
Histogramas	Naive Bayes	IBK (k=1)	IBK (k=3)	IBK (k=5)	IBK (k=7)	IBK (k=9)	J48
R	70.80	78.67	77.36	75.45	74.86	75.09	70.80
G	86.05	90.39	89.81	90.52	90.83	89.65	85.88
B	94.26	94.63	94.99	95.70	94.92	95.38	92.61
Cinza	86.35	87.45	87.70	88.85	89.25	88.34	87.32
LBP	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	98.29

Tabela 2 – Classificação das amostras utilizando descritor Entropia de tamanho 48x48

	Classificadores							
Entropia	Naive Bayes	IBK (k=1)	IBK (k=3)	IBK (k=5)	IBK (k=7)	IBK (k=9)	J48	MLP
R	92.82	92.29	89.06	91.02	90.58	90.52	91.56	93.06
G	93.92	93.33	86.32	93.13	93.85	93.92	93.92	93.01
B	89.09	91.39	86.39	90.11	91.67	92.57	92.12	92.10
Cinza	95.42	95.42	90.25	95.48	95.55	95.42	95.48	95.29
LBP	91.49	91.23	89.02	89.42	89.65	91.56	91.55	89.00

Os resultados demonstram que o histograma LBP teve um bom desempenho na classificação dos agregados com todos os algoritmos, chegando a uma taxa de acerto de 100%. A entropia do canal composto cinza também apresentou um bom desempenho, tendo um erro médio de 5,21%.

O histograma do canal R demonstrou ser o menos preciso dos descritores testados, tendo um erro médio de 25,28%. Com um erro considerado alto, o histograma do canal R não é uma opção interessante para classificar o agregado de granito.

Conclusões

Com o desenvolvimento dessa pesquisa, pode-se concluir que os histogramas LBP conseguem caracterizar com qualidade um agregado de granito. Isso, aliado ao fato do LBP ser menos sensível a interferências luminosas, torna o descritor baseado em um histograma LBP uma escolha interessante para a classificação.

Pode-se dizer que o classificador IBK é eficaz devido ao fato dos agregados similares estarem bem agrupados, facilitando sua classificação e atingindo uma taxa de acerto de 100% com o descritor LBP do agregado inteiro

O Naive Bayes também alcançou 100% na taxa de acerto tendo o histograma LBP do agregado inteiro como descritor.

Ambos os classificadores obtiveram um bom resultado e são boas escolhas para o problema apresentado. Porém, recomenda-se que essas mesmas combinações sejam testadas em uma base de imagens maior e com imagens de diferentes qualidades para confirmar a capacidade de generalização dos modelos propostos.

Agradecimentos

Agradeço ao meu orientador Dr. Luciano José Senger, ao meu co-orientador William Xavier Maukoski e a Prof. Dr. Lilian Tais de Gouveia pelo suporte e orientação durante o desenvolvimento do projeto.

Referências

HOEKSTRA, Michel Henrique. Avaliação de algoritmos de análise de textura para a classificação do estado de alteração de agregados minerais, 2018

SILVA, Renato Moraes; ALMEIDA, Tiago A.; YAMAKAMI, Akebo. Análise de Métodos de Aprendizagem de Máquina para Detecção Automática de Spam Hosts. 2012.

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.

MIKAMI, R. et al. Procedimentos de Validação Cruzada em Mineração de Dados para ambiente de Computação Paralela. Artigo do Departamento Acadêmico de Informática Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, Brasil, 2009.

PYTHON. Linguagem de programação Python. Disponível em: <https://www.python.org/>. Acesso em 20 ago 2018.

WEKA. Weka. Disponível em: <https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka//>. Acesso em 27 ago 2018.

OPENCV. Biblioteca OpenCV. Disponível em: <https://opencv.org//>. Acesso em 20 ago 2018.