

# Relatório Parcial: Ano 1

Isaac L. Santos Sacramento  
Orientador: Mauro Roisenberg

December 2, 2015

## Abstract

Este trabalho apresenta como utilizar Lógica Fuzzy para o processamento de imagem. Mais especificamente, como detectar arestas em uma imagem.

são apresentadas as atividades realizadas no primeiro ano de projeto, mais precisamente no período de março a outubro de 2015. Neste período foram realizados estudos e experimentos relacionados a análise e quantificação de incerteza na predição de propriedades petrofísicas pósinversão. Estas atividades estão descritas nas seções a seguir.

## 1 Introdução

Detecção de arestas é o nome dado para um conjunto de métodos matemáticos que objetivam a identificação de pontos em uma imagem digital na qual o brilho da imagem muda rapidamente, ou seja, possui descontinuidade. Em uma imagem, uma aresta é a curva que segue o caminho de mudança rápida na intensidade da imagem. Arestas estão sempre associadas com a fronteira entre objetos em uma cena.

A abordagem de lógica fuzzy para processamento de imagens permite o uso de funções de pertinência para definir o grau para o qual um pixel pertence a uma aresta ou a uma região uniforme. Neste sentido, embora haja na literatura diferentes algoritmos para detecção de arestas, é possível realizar a mesma tarefa utilizando conjuntos e regras fuzzy.

## 2 Conversão em escala de cinza

A primeira etapa na aplicação de lógica fuzzy para detecção de arestas em imagens é a conversão de uma imagem RGB para escala de cinza. A imagem em RGB é representada por um array de 3 dimensões, referentes à intensidade de vermelho, verde e azul em cada pixel. Com a conversão para escala de cinza, é possível operar sobre um array de apenas duas dimensões.

### 3 Cálculo do Gradiente da Imagem

Os valores da matriz em escala de cinza estão no intervalo  $[0, 255]$ , assim, é necessário escalar a matriz para que seus valores permaneçam no intervalo  $[0, 1]$ , double-precision.

Para localizar a existência de quebras em regiões uniformes é necessário operar sobre o gradiente da imagem, o qual deve ser calculado em relação aos eixos  $x$  e  $y$ . Os gradientes são obtidos por meio da convolução entre a matriz de double-precision escalonada e um filtro de gradiente. Para efeito deste trabalho, os vetores de filtro de gradiente utilizados são  $G_x = [-1, 1]$  e  $G_y = G'_x$ , onde  $G_y$  é o vetor  $G_x$  transposto. As figuras , a seguir exibem as imagens gradiente de uma das imagens de teste.

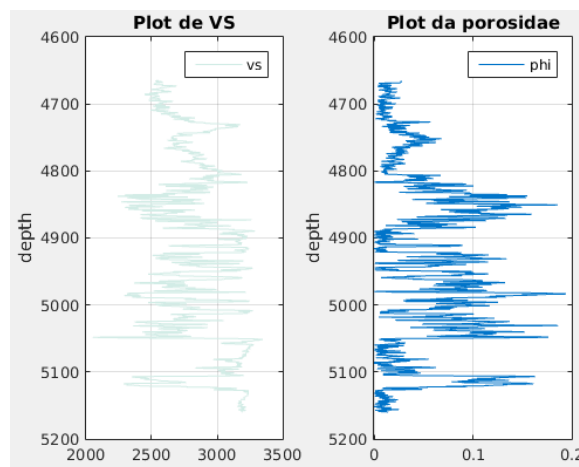


Figure 1: Plot da velocidade cisalhante (Vs) e porosidade (phi).

### 4 Definição do Sistema de Inferência Fuzzy

Neste ponto é necessário criar um Sistema de Inferência Fuzzy (SIF) para modelar as entradas e saídas do sistema desejado. A plataforma utilizada para o trabalho, MATLAB, possui funções específicas para a criação do sistema de inferência. O sistema utiliza os gradientes de imagem (nos eixos  $x$  e  $y$ ) como entradas.

Os atributos do sistema de inferência criado são parametrizáveis, de modo que o usuário pode ajustar para obter melhores resultados de acordo com o domínio da aplicação. Considerando que a saída do sistema fuzzy será composta apenas de dois valores (preto e branco)

seguindo as regras fuzzy estabelecidas, foi possível definir como função de pertinência a função gaussiana.

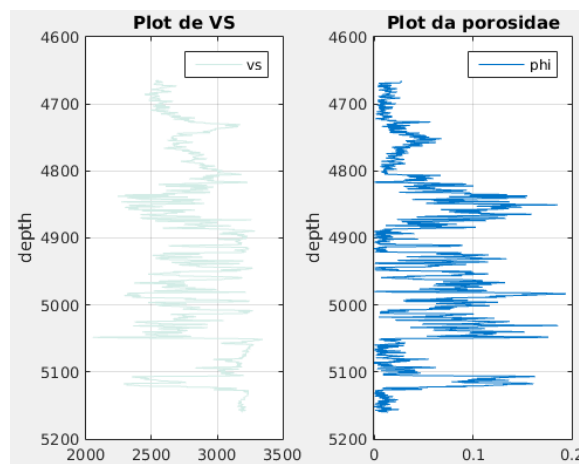


Figure 2: Plot da velocidade cisalhante (Vs) e porosidade (phi).

O terceiro script foi desenvolvido para dar suporte ao módulo de criação dos comitês. Ele é responsável pela preparação dos dados utilizados no treinamento e teste das redes neurais. A função recebe como entradas os poços cujos dados serão utilizados para treinar as redes, o poço de teste e as propriedades que se deseja estudar. Na saída, a função retorna a matriz de dados para treinamento da rede, o vetor do atributo estudado, o vetor de dados de teste e o vetor de dados esperados como respostas das redes.

## 5 Conclusões

Os estudos relacionados à análise de incerteza na inversão sísmica com base no método de amostragem por grades esparsas [6] [1], foram suspensos. A análise dos resultados apresentados pelo autores para aplicações em sísmica AVO mostra que o método geométrico, em conjunto com a inversão convolucional, é mais custoso que a amostragem aleatória em conjunto com o mesmo processo de inversão. Além disso, a abordagem com grades esparsas, mesmo adicionado o passo de regularização [1], gerou um alto percentual de amostras rejeitadas (mais de 24%).

A ferramenta de análise de incerteza por comitês de rede neurais, já em forma de protótipo, está em fase de testes e incorporação à, já madura, ferramenta de geração de

pseudopoços. Em conjunto, estas ferramentas devem permitir ao usuário analisar estatisticamente e utilizar os dados de poços existentes, além de analisar a incerteza dos *logs* dos poços reais e dos pseudo-poços gerados.

## References

- [1] Leonardo Azevedo, Michael J. Tompkins, and Tapan Mukerji. Regularized sparse-grid geometric sampling for uncertainty analysis in non-linear inverse problems. *Geophysical Prospecting*, pages n/a–n/a, 2015.
- [2] L. Passos de Figueiredo, M. Santos, M. Roisenberg, G. Schwedersky Neto, and W. Figueiredo. Bayesian framework to wavelet estimation and linearized acoustic inversion. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 11(12):2130–2134, Dec 2014.
- [3] Cesar Alberto PENZ. Procedimentos para prover confiabilidade ao uso de inteligência artificial em ensaios de desempenho de compressores herméticos de refrigeração, 2011.
- [4] Michael J. Tompkins. Efficient estimation of nonlinear posterior model covariances using maximally sparse cubature rules. *Geophysics*, 77(5):ID1–ID8, 2012.
- [5] Michael J. Tompkins, Juan L. Fernández Martínez, David L. Alumbaugh, and Tapan Mukerji. Scalable uncertainty estimation for nonlinear inverse problems using parameter reduction, constraint mapping, and geometric sampling: Marine controlled-source electromagnetic examples. *Geophysics*, 76(4):F263–F281, 2011.
- [6] Michael J. Tompkins, Juan Luis Fernández Martínez, and Zulima Fernández Muñoz. Comparison of sparse-grid geometric and random sampling methods in nonlinear inverse solution uncertainty estimation. *Geophysical Prospecting*, 61(1):28–41, 2013.