



2º CONGRESSO BRASILEIRO DE P&D EM PETRÓLEO & GÁS

IMPLEMENTAÇÃO DE UM MÉTODO BASEADO EM REDES NEURAIIS PARA DESCOBERTA DE CONHECIMENTO EM BASES DE DADOS DE POÇOS DE PETRÓLEO E GÁS

Kylly Araújo de Oliveira¹, Elisângela Silva da Cunha², Herman Martins Gomes³

¹ Universidade Federal de Campina Grande, Rua Aprígio Veloso, 882, Bodocongó, 58109-970, BL CN, Campina Grande-PB, kylly@labpetri.dsc.ufpb.br

² Universidade Federal de Campina Grande, Rua Aprígio Veloso, 882, Bodocongó, 58109-970, BL CN, Campina Grande-PB, elis@dsc.ufpb.br

³ Universidade Federal de Campina Grande, Rua Aprígio Veloso, 882, Bodocongó, 58109-970, BL CN, Campina Grande-PB, hmg@dsc.ufpb.br

Resumo – Este trabalho implementa e integra as principais etapas de um método proposto para o reconhecimento automático de litofácies baseado em perfis elétricos de poços de um campo de petróleo. No núcleo do método, fez-se uso de Redes Neurais, técnica computacional que tem mostrado bons resultados em diversas áreas envolvendo reconhecimento de padrões. Neste artigo discutiremos ferramentas desenvolvidas para: conversão dos dados de perfis elétricos em dados de treinamento e teste para o simulador neural utilizado, análise gráfica dos perfis de poços, e extração de regras a partir de uma rede neural treinada. Discutimos também o processo em andamento de migração das ferramentas para a Internet, e desenvolvimento de um tutorial interativo com o intuito de facilitar a aprendizagem e a utilização do método.

Palavras-Chave: Redes Neurais, extração de regras, reconhecimento de litofácies

Abstract – This work implements and integrates the main steps of a method proposed to automatically recognise lithofacies from well log data of an oil field. The core of the method uses Neural Networks, a computational technique that has show good results in many areas involving pattern recognition. In this paper we will discuss tools that we developed for: conversion between well log data and neural network training and testing files, graphical analysis of the well log data, and rule extraction from a trained neural network. We also discuss the on-going process of migrating the tools to the internet and developing a interactive tutorial in order to facilitate the use and learning of the proposed method.

Keywords: Neural Networks, rule extraction, lithofacies recognition

1. Introdução

Na Indústria do Petróleo, várias etapas são necessárias antes que o petróleo possa ser usado como uma fonte de energia. Sabemos que os custos em relação à exploração são muito elevados, por isso deve-se ter um alto grau de certeza quanto aos lucros a serem obtidos em explorações de jazidas petrolíferas. Segundo Thomas et al (2001), a avaliação de formações é uma das etapas mais importantes, onde atividades e estudos são realizados visando a definição em termos qualitativos e quantitativos do potencial de uma jazida petrolífera, isto é, de sua capacidade produtiva e a valoração das suas reservas de óleo e gás. Existem várias técnicas, que são utilizadas em conjunto, para avaliar a capacidade petrolífera de uma jazida, a técnica diretamente envolvida neste trabalho chama-se perfilagem a poço aberto, que tem como objetivo registrar valores para os diferentes perfis aplicados ao longo de um poço, contribuindo dessa forma para facilitar o reconhecimento das formações (litofácies) ao longo dele.

Visando contribuir na etapa de avaliação de formações, criou-se um projeto no DSC (Departamento de Sistemas e Computação - UFCG) para o desenvolvimento de um método visando o reconhecimento automático de litofácies a partir de perfis elétricos de poços de petróleo utilizando Redes Neurais.

Diversas etapas do método proposto exigiram esforços não triviais quando utilizando ferramentas de propósito geral, como por exemplo: planilhas eletrônicas, editores de texto, Matlab etc. Tendo a necessidade de facilitar o aprendizado e a utilização desse método pelas pessoas envolvidas na área de petróleo e gás, tanto do meio acadêmico quanto industrial, decidimos implementar ferramentas para agilizar a execução das etapas do método mencionado, bem como divulgar na Internet essas ferramentas juntamente com tutoriais que auxiliem no seu entendimento e utilização.

Visando uma maior compreensão do trabalho proposto neste artigo, o dividimos nas seguintes seções:

1. Introdução – contém uma explicação geral do que é o projeto e de como se divide o artigo;
2. Perfis Elétricos de Poços e Redes Neurais - são fornecidas descrições de cada uma dessas técnicas;
3. Método para Reconhecimento Automático de Litofácies – descreve as etapas do método que foi desenvolvido;
4. Resultados – comentários sobre as ferramentas que estão implementadas, enquadrando-as nas etapas do método;
5. Trabalhos Futuros – comenta-se sobre os trabalhos que restam para a conclusão deste trabalho de pesquisa;
6. Conclusões – são dados alguns pontos de vista dos autores em relação às ferramentas implementadas;
7. Agradecimentos – nesta seção alguns agradecimentos são dados as instituições financiadoras e apoiadoras desse projeto de pesquisa;
8. Referências – todos os artigos, livros e websites que serviram como fonte de referência para o desenvolvimento desse trabalho.

Visando o público ao qual se destina esse artigo e devido às limitações de espaço, decidimos não incluir detalhes referentes ao processo de desenvolvimento de software utilizado.

2. Perfis Elétricos de Poços e Redes Neurais

Essa seção apresenta conceitos referentes a perfis elétricos de poços de petróleo e redes neurais, também explica detalhes de como cada uma dessas técnicas foram utilizadas nesse trabalho.

2.1. Perfis Elétricos de Poços

De acordo com Thomas et al. (2001) “o perfil de um poço é a imagem visual, em relação à profundidade, de uma ou mais características das rochas perfuradas”. Eles podem ser obtidos através do deslocamento contínuo de um sensor de perfilagem dentro do poço, os valores são captados na cabeça do poço e registrados em arquivos.

A seguir são mostrados os tipos de perfis que o presente trabalho manipula, seguido da sigla que o representa e da principal característica da formação que ele avalia:

- Raios Gama (GR) – argilosidade;
- Neutrônico (NPHI) – porosidade;
- Indução (ILD) – resistividade;
- Sônico (DT) – velocidade;
- Densidade (RHOB) – densidade.

Logo abaixo se encontra a Figura 1, a qual ilustra a coleta de perfis de poços. Podemos observar tanto as litofácies ao longo do poço quanto o sensor de perfilagem dentro dele fazendo a medição de uma ou mais características. Os perfis coletados têm o objetivo de melhor avaliar as formações geológicas quanto à ocorrência de uma jazida comercial de hidrocarbonetos. Geofísicos podem inferir considerações acerca de um poço tendo em mãos os valores dos perfis medidos juntamente com outras técnicas. Geralmente gráficos podem ser construídos a partir dos arquivos de perfis de poços para auxiliarem na análise, o lado esquerdo da Figura 1 exhibe um exemplo de um desses gráficos.

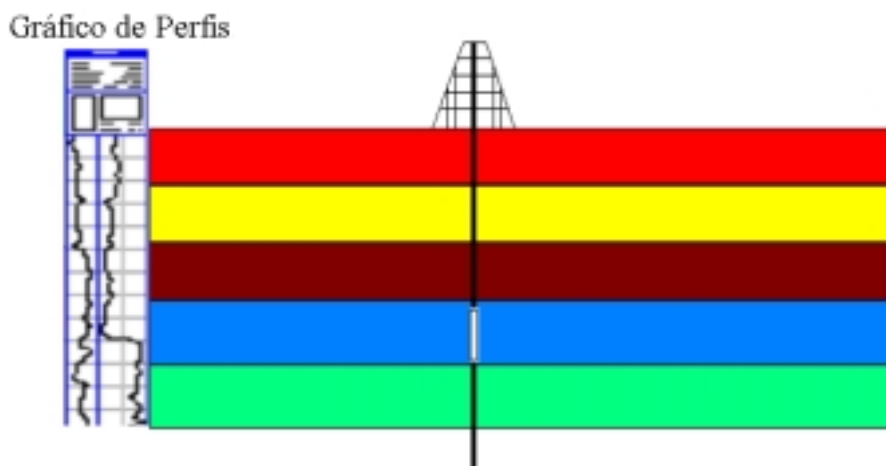


Figura 1. Simulação da coleta de perfis elétricos

É importante falar aqui da testemunhagem, pois é um conceito utilizado mais adiante para explicar o procedimento realizado na obtenção de alguns dos resultados. Testemunhagem é um processo de coleta de amostras reais das formações rochosas dentro do poço, as amostras são levadas a laboratório e testes são efetuados para se saber qual formação está presente em determinada profundidade no poço, bem como outras características da rocha.

2.2. Redes Neurais Artificiais (RNA)

Redes Neurais Artificiais (RNAs) são uma técnica computacional biologicamente inspirada, cujo funcionamento se baseia em: unidades de processamento simples, seus esquemas de conexão e algoritmos de aprendizagem. Entre outras características, essa técnica possui a capacidade de aprendizagem a partir de exemplos. A arquitetura da rede utilizada nesse projeto é do tipo *feedforward* com uma camada de entrada, uma escondida e uma camada de saída. O algoritmo de treinamento utilizado foi o *backpropagation* (Haykin, 1999).

Dados do Campo Escola de Namorado foram fornecidos pela Agência Nacional do Petróleo e utilizados nos experimentos realizados pelo método proposto. Os dados fornecidos continham arquivos de perfis de poços e arquivos de testemunho.

O objetivo do método mencionado é fazer com que a RNA adquira uma configuração genérica de pesos de tal modo que possa responder que litofácia, a uma determinada profundidade, está associada a uma tupla de perfis aplicados à entrada da RNA. Para alcançar esse objetivo a RNA precisa ser treinada.

O treinamento da RNA consistiu, primeiramente, na construção de um arquivo contendo centenas de tuplas de perfis, a partir da união de alguns arquivos de perfis de poços, associados com as litofácies correspondentes. Isso foi possível pela associação dos arquivos de perfis aos arquivos de testemunhos dos mesmos poços, dessa forma tínhamos a entrada (que eram as tuplas dos perfis) e a saída desejada (que eram as litofácies já classificadas das amostras coletadas pelo testemunho) da RNA. Depois que apresentamos o arquivo gerado à RNA, o seu treinamento consistiu basicamente em aplicar o algoritmo de treinamento até que ela atingisse uma configuração adequada e genérica para o reconhecimento das litofácies. O simulador neural utilizado nessa etapa chama-se SNNS (Stuttgart Neural Network Simulator) (Zell, 2002).

3. Método para Reconhecimento Automático de Litofácies

O método para o reconhecimento automático de litofácies, proposto por Cunha (2002), é composto de sete etapas: associação dos dados, discretização dos dados, agrupamento de classes, treinamento da RNA, tratamento dos padrões problemáticos, extração de regras e validação. A seqüência que é explicada em cada etapa abaixo, é mesma seguida para o desenvolvimento do método.

Na etapa de associação dos dados, os dados de perfis e testemunhos de cada poço selecionado foram associados de acordo com a profundidade. Já na etapa de discretização dos dados existe uma transformação de todos os valores de entrada da RNA para um mesmo intervalo, pois assim facilita o treinamento.

Nas primeiras RNAs que foram treinadas no início do projeto que desenvolve o método, não se estava conseguindo bons resultados. A razão para isso é que o número de litofácies trabalhadas era muito grande, prejudicando assim o treinamento. Descobriu-se que seria possível agrupar litofácies com características semelhantes sem prejudicar a consistência das classes. Dessa forma, diminuiu-se o nível de detalhamento e com isso melhores resultados foram obtidos. O agrupamento de classes consiste em agrupar as litofácies com características semelhantes.

Maiores detalhes sobre a etapa de treinamento da RNA podem ser encontrados na seção 2.2.

Tratamento dos padrões problemáticos é uma etapa que objetiva o reagrupamento ou a remoção de algumas litofácies de espessura muito fina, que estejam prejudicando o treinamento, do conjunto dos padrões apresentados a RNA.

Extração de regras visa conseguir informações humanamente compreensíveis a respeito dos parâmetros que a RNA leva em consideração para a classificação das litofácies.

A etapa de validação efetua cálculos sobre o desempenho da RNA e das regras para validar os resultados obtidos através do treinamento e da extração de regras. Um arquivo de teste é utilizado para o cálculo do desempenho, ele é formado da mesma forma que o arquivo de treinamento, utilizando os mesmos procedimentos.

4. Resultados

Os resultados obtidos por esse trabalho até o momento são: - ferramentas implementadas com o objetivo de auxiliar na conclusão de algumas etapas do método proposto e descrito na seção anterior; - página web, parcialmente concluída, contendo além das ferramentas citadas um tutorial interativo para o aprendizado e utilização das ferramentas e, conseqüentemente, do método proposto.

As ferramentas que estão implementadas são Conversor e VisPerfil. Nas próximas subseções falaremos um pouco mais sobre cada uma das ferramentas mencionadas e sobre o tutorial que está parcialmente concluído.

4.1. Conversor

Conversor é uma ferramenta que objetiva converter arquivos de perfis de poços em arquivos de treinamento e também em arquivos de teste de RNAs. Como já vimos na seção 2.2, uma RNA é simulada por um software que precisa, para o seu treinamento, de um arquivo formado com uma sintaxe específica. Esse arquivo deve conter além dos padrões de treinamento, a saída desejada para cada padrão. No nosso domínio de problema, os padrões de treinamento são as tuplas dos perfis e a saída desejada é a litofácia correspondente a essa tupla.

Além dos arquivos de perfis, precisamos dos arquivos de testemunhos para os poços a serem trabalhados. Como nos arquivos de testemunhos temos as litofácies já classificadas para cada profundidade do poço, precisamos associar essas litofácies classificadas às tuplas de perfis que possuem os arquivos de perfis, para juntos formarem o arquivo de treinamento e o arquivo de teste.

Essa ferramenta possui as seguintes funcionalidades:

- Associar vários arquivos de perfis de poços para formarem o arquivo de treinamento e o arquivo de teste para um treinamento específico;
- Discretizar os valores dos perfis em um único intervalo pré-determinado pelo usuário;
- Escolher quais os arquivos de perfis serão designados para a formação do arquivo de treinamento e quais serão para a formação do arquivo de teste;
- Fazer o cálculo para um novo atributo que pode ser associado às tuplas de perfis. Esse novo atributo é a inclinação da curva de um valor de perfil em relação a outro valor. Temos a inclinação anterior para um determinado perfil, que é a inclinação da curva de um valor de perfil em relação a um valor anterior, e a inclinação posterior, que é em relação a um valor posterior.

Na Figura 2 temos um exemplo de arquivo gerado pela ferramenta conversor para o simulador SNNS.

```

SNNS pattern definition file V1.4
generated at Mon Oct 21 16:08:38 2002

No. of patterns : 493
No. of input units : 16
No. of output units : 2

# Entrada 1
0.0010914368 0.58588654 0.8043574 0.38892528 1.9198509E-6 0.22899821 0.54913205
# Saída 1
0 1

# Entrada 2
0.0021828737 0.59603626 0.85318595 0.2321942 1.9664244E-6 0.19320484 0.5411019
# Saída 2
0 1

# Entrada 3
0.0032743104 0.5571125 0.9167944 0.119567006 1.8244074E-6 0.2038331 0.46401006
# Saída 3
0 1

```

Figura 2. Exemplo de arquivo de treinamento para o simulador neural SNNS

Podemos observar na Figura 2 que um arquivo para treinamento do simulador neural SNNS é composto de duas partes. A primeira delas contém um cabeçalho onde são informados a quantidade de exemplos contidos no arquivo, o número de entradas da RNA e o número de saídas. A segunda parte contém os dados propriamente ditos, com as entradas e as saídas numeradas.

4.2. VisPerfil

VisPerfil é uma ferramenta que constrói um gráfico a partir de arquivos de perfis de poço. Frequentemente, geofísicos e profissionais que trabalham na etapa de avaliação de formações utilizam-se desses gráficos, juntamente com outras técnicas, para inferir a presença de uma jazida de hidrocarbonetos viável a produção. Essa ferramenta pode auxiliar na etapa de validação da rede e das regras. Um geofísico pode acompanhar os resultados obtidos a partir da rede treinada e verificar se eles estão coerentes com as curvas mostradas pelo gráfico. Pode-se fazer o mesmo com as regras extraídas.

Para construir um gráfico a partir dos valores de um perfil, precisamos saber qual será a largura e a altura do gráfico a ser gerado. Em seguida, discretiza-se os valores do perfil encontrado no arquivo para uma faixa de valores dentro da largura especificada. De forma semelhante, discretizamos os valores para as profundidades correspondentes aos valores dos perfis para uma faixa correspondente a altura do gráfico a ser gerado. Feito isso temos várias coordenadas x, que são os valores discretizados do perfil, e várias coordenadas y, que são os valores discretizados para as profundidades, formando pontos soltos na área a ser exibida. A última tarefa é ligar os pontos, gerando assim o gráfico a ser interpretado.

A implementação dessa ferramenta foi efetuada, primeiramente, utilizando-se a linguagem de programação JAVA. Ela foi migrada para a Internet na forma de servlets e a técnica utilizada para exibir o gráfico no navegador chama-se SVG (Scalable Vector Graphics).

Essa ferramenta permite que o usuário escolha a altura do gráfico, a largura, a presença de uma linha marcadora de profundidade e os perfis presentes no arquivo a serem exibidos. Um gráfico gerado pela ferramenta VisPerfil é mostrado na Figura 3.

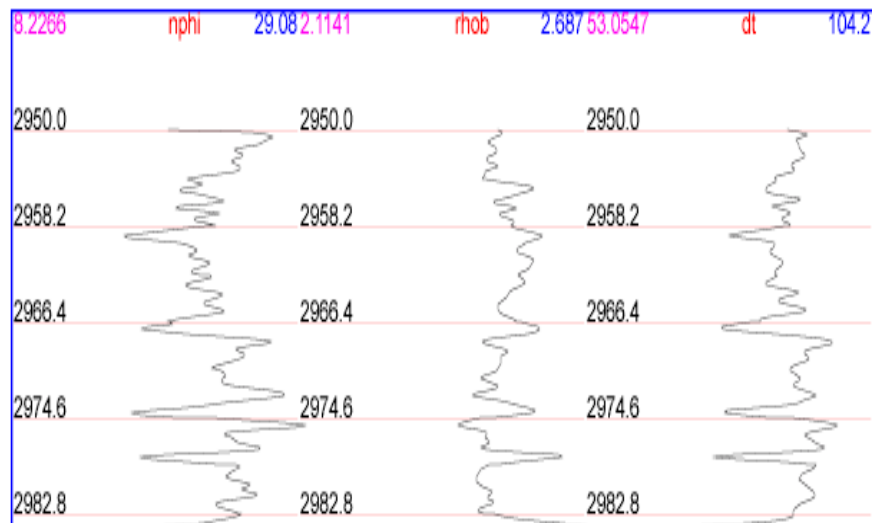


Figura 3. Exemplo de gráfico gerado pela ferramenta VisPerfil.

Na figura acima podemos observar três perfis: NPFI, RHOB e DT. Podemos observar também o gráfico correspondente a cada um, a linha marcadora de profundidade e o valor mínimo e máximo de cada perfil.

4.3. Tutorial Interativo

O tutorial interativo está sendo construído com a finalidade de facilitar a aprendizagem e utilização do método proposto pelas pessoas tanto do meio acadêmico quanto industrial. Ele possui páginas com explicações a respeito das etapas do método que foi desenvolvido, além da seqüência lógica que deve ser seguida. As ferramentas interativas aparecem em locais estratégicos da página e geram os artefatos necessários à conclusão das etapas correspondentes. Existe ainda um mapa do site onde pode ser encontrada a arquitetura em forma de árvore da página e, links para cada um de seus componentes.

Além de alguns conceitos da Indústria do Petróleo, também podem ser encontradas nesse tutorial, informações sobre as tecnologias que foram utilizadas. Alguns links para as páginas oficiais dos proprietários de algumas tecnologias e softwares são disponibilizados.

A página do projeto pode ser acessada pelo endereço <http://mind.dsc.ufpb.br>. O tutorial se encontra no link “tutorial da ferramenta” contida nessa página. Ele encontra-se parcialmente concluído, no entanto, as ferramentas mencionadas nas subseções anteriores já podem ser utilizadas.

5. Trabalhos Futuros

Para a conclusão deste trabalho algumas etapas ainda precisam ser cumpridas. Dentre elas está a implementação de uma ferramenta para a extração de regras a partir de uma rede neural treinada. Já foi construída uma ferramenta para a extração de regras, no entanto, o algoritmo utilizado descrito por Setiono et. al (2000) não foi totalmente implementado. Para o treinamento da rede seria necessária a utilização de uma função (cross-entropy) que o simulador neural utilizado não possuía, e que não foi encontrado na literatura. Devido a esses problemas, os resultados obtidos em relação à extração de regras até agora não demonstraram serem efetivos.

Alguns estudos foram realizados entre dois algoritmos de extração de regras : Força Bruta (Bahler, 1999) e uma variação do algoritmo RX (Santos, 2001), para a implementação de um deles. O que se mostrou mais viável para a sua implementação foi a variação do algoritmo RX. Atualmente se está implementando esse algoritmo de extração de regras e espera-se com isso conseguir melhores resultados que aqueles obtidos da primeira vez.

O tutorial está parcialmente concluído, porém as ferramentas Conversor e Visperfil já estão disponíveis. Para o término dessa etapa ainda nos resta escrever os procedimentos que são necessários para cada etapa que foi efetuada na conclusão do método, além de alguns ajustes no próprio projeto lógico do tutorial.

Finalmente, temos uma monografia que precisa ser redigida sobre o trabalho que está sendo realizado.

6. Conclusões

Redes Neurais têm demonstrado ser uma ótima técnica para a classificação de padrões, porém, ainda existem algumas dificuldades para a sua utilização em projetos como este. Sem uma etapa de extração de regras não é possível se ter um entendimento de alto nível de como os padrões são classificados. No entanto, com a extração de regras pode-se descobrir essas informações e fazer uma validação sobre o seu comportamento. Através deste trabalho pretendemos extrair regras a partir da rede neural treinada, e juntamente com um geofísico ou uma outra pessoa que seja competente na área de avaliação de formações poder validar as regras que foram extraídas e a rede que foi treinada.

Apesar de já existirem softwares para o reconhecimento automático de litofácies, eles são softwares comerciais e por esse motivo são muito caros. Não encontramos softwares que utilizam Redes Neurais Artificiais. Com essa ferramenta e, com os tutoriais disponíveis, também se espera contribuir para que mais pesquisas sejam feitas nessa área, e assim popularizar softwares como esses e torná-los mais acessíveis a empresas de menor porte.

7. Agradecimentos

Os autores desse trabalho agradecem pelo apoio financeiro as seguintes organizações: Agência Nacional do Petróleo (ANP), CTPETRO, FINEP, CTBRASIL.

8. Referências

- CUNHA, E. S. **Mineração de dados utilizando redes neurais com aplicação ao setor de petróleo e gás**. Dissertação de mestrado. Campina Grande: COPIN, 2002, UFCG, Campina Grande-PB, 2002.
- THOMAS, J. E. (organizador) **Fundamentos de Engenharia de Petróleo**. Rio de Janeiro: Ed. Interciência, 2001.
- BEALE, R., JACKSON, T. **Neural Computing, an introduction**. Philadelphia-USA, 1994.
- SETIONO, R., LEOW, W. K. FERNN: An algorithm for fast extraction of rules from Neural Networks. Applied Intelligence, vol. 12, no. 1/2, 2000.
- SANTOS, R. T. **Uma proposta de metodologia para extração de regras de redes neurais artificiais utilizando algoritmos genéticos**. Dissertação de mestrado. CEFET-PR, Curitiba-PR, 2001.
- BAHLER, D., STONE, B. Predicting Chemical Carcinogenesis in Rodents with Artificial Neural Networks and Symbolic Rules Extracted from Trained Networks. In: AAI Spring Symposium, 8.,1999. Massachusetts-USA.
- HAYKIN, S. **Neural Networks: A Comprehensive Foundation**. 2 ed. New York: Prentice Hall, 1999. 842p.
- ZELL, A. Stuttgart Neural Network Simulator. [on-line]. Disponível por WWW em: <http://www-ra.informatik.uni-tuebingen.de/SNNS/>. Acessado em 06/12/2002.