7
Procedimentos para previsão de pressão de poros

Como já foi dito, esta tese propõe uma metodologia de previsão de pressão de poros em rochas-reservatório através dos atributos sísmicos V_p e V_s. Na metodologia, a transformação dos atributos em pressão de poros é tratada como um problema de inversão, onde os atributos são encarados como grandezas observáveis de um sistema físico, cujo comportamento depende de uma série de grandezas não observáveis, onde a pressão de poros é apenas uma dessas grandezas. A ligação entre as grandezas observáveis e não observáveis é feita pelo modelo de física de rochas apresentado no capítulo 3 (Formulação do problema direto), que deve ser previamente calibrado para o reservatório em questão. Para inferir o parâmetro pressão de poros, aplica-se a metodologia de inversão bayesiana apresentada no capítulo 6. Neste capítulo, discute-se os principais aspectos de aplicação da metodologia, como a calibração do modelo de física de rochas, a obtenção de informações *a priori* e os detalhes de aplicação do algoritmo de inversão.

7.1.
Calibração do modelo de física de rochas

A calibração do modelo de física de rochas corresponde à calibração das equações (12) e (13) da formulação do problema direto, que relacionam as velocidades P e S da rocha seca com porosidade, conteúdo de argila e pressão diferencial.

No capítulo de revisão bibliográfica, foram apresentados 3 métodos de previsão de pressão de poros em areias/arenitos. Dois desses métodos (Sayers et al. (2003) e Doyen et al. (2004)) realizam a calibração de seus modelos via perfis de poços, enquanto que um terceiro (Dvorkin et al. (2002)) realiza uma calibração via ensaios de laboratório. Nos dois primeiros métodos, as propriedades dos fluidos não são consideradas na formulação, e a calibração é realizada no espaço de velocidades de rocha saturada. No terceiro método, as propriedades do fluido são consideradas na formulação (através das equações de Gassmann), o que faz com que os autores optem por uma calibração no espaço de propriedades de rocha seca (V_p / V_s *vs* P_d, ou Razão de Poisson *vs* P_d), o que é realizado através de ensaios laboratoriais em amostras de rocha seca. Essa calibração é preferida, pois assim é possível obter diretamente os módulos da rocha seca, permitindo a aplicação das equações de Gassmann. (Observe que ao se propagar ondas de alta freqüência em rochas saturadas, gradientes de pressão de poros são gerados na rocha, que por sua vez alteram as velocidades da rocha, dificultando a obtenção dos módulos da rocha seca (Mavko e Jizba, 1991)).

Nesta tese, o modelo de física de rochas incorpora as propriedades do fluido de saturação, o que faz com que uma calibração no espaço de velocidades de rocha seca seja mais adequada. Sendo assim, opta-se por uma calibração através de ensaios laboratoriais em amostras de rocha seca.

Para obter essa calibração, adota-se o mesmo procedimento apresentado por Eberhart-Phillips et al. (1989). Em primeiro lugar, deve-se reunir um conjunto de amostras representativas da rocha reservatório em questão. Em cada amostra, determina-se a porosidade, o conteúdo de argila, e realizam-se ensaios que obtenham velocidades de propagação de ondas na rocha ($V_{p_{seco}}$ e $V_{s_{seco}}$) para diferentes estados de pressão diferencial.

Uma vez realizados esses ensaios, o primeiro passo da calibração consiste em determinar os coeficientes p_4 e s_4 das equações (12) e (13), que são relativos às variações de velocidades com a pressão diferencial. Para atingir este objetivo, essas variações são quantificadas individualmente em cada amostra através dos coeficientes p_4' e s_4', utilizando as seguintes equações:

$$V_p = c_1 + c_2 \cdot P_d - c_3 e^{-p_4' P_d}, \tag{86}$$

e

$$V_s = c_4 + c_5 \cdot P_d - c_6 e^{-s_4' P_d}, \tag{87}$$

onde $c_1,...,c_6$ são coeficientes de regressão auxiliares, que são descartados após a obtenção de p_4' e s_4'.

Para se obter o parâmetro p_4' para uma determinada amostra, recorre-se ao seguinte procedimento. Inicialmente, o valor de p_4' é variado entre 1 e 40 (de um em um, por exemplo), sendo que para cada valor de p_4', uma regressão de mínimos quadrados é realizada para obter os outros coeficientes (c_1, c_2, c_3) da equação (86). Portanto para cada valor de p_4', existe um conjunto (p_4', c_1, c_2, c_3) associado. Para cada conjunto, avalia-se o erro quadrático médio associado (utilizando as diferenças entre velocidades compressionais medidas e estimadas). O conjunto que fornece o menor erro quadrático fornece também o valor ótimo de p_4' para a amostra (observe que os outros coeficientes (c_1, c_2, c_3) são descartados. Para a obtenção de s_4', o mesmo procedimento é aplicado, utilizando, é claro, as velocidades cisalhantes medidas.

Uma vez obtidos p_4' e s_4' para cada amostra, uma média aritmética é realizada para se obter os valores ótimos dos coeficientes p_4 e s_4. Observa-se que desvios padrões também podem ser obtidos, quantificando as incertezas associadas aos valores de p_4 e s_4.

O último passo da calibração consiste em obter os outros coeficientes das equações (12) e (13), que determinam a participação da porosidade, conteúdo de argila e pressão diferencial nas velocidades da rocha seca. Para isso, realiza-se uma regressão por mínimos quadrados utilizando todos os dados disponíveis, obtendo-se os valores ótimos e os desvios padrões dos coeficientes $p_0,...,p_3$ e $s_0,..,s_3$. (Para maiores detalhes no processo de calibração, ver o trabalho original de Eberhart-Phillips et al. (1989)).

Mais uma vez, deve ser observado que os ensaios devem ser realizados em condições de rocha seca, evitando assim os efeitos indesejados de fluxo local, que são ocasionados pela freqüência de ondas utilizadas em ensaios de laboratório (Mavko e Jizba, 1991).

Deve-se observar também que ao se realizar a calibração do modelo através deste procedimento, assume-se que a dependência das velocidades de rocha com a porosidade, conteúdo de argila e pressão diferencial, observada em pequenos volumes de rocha, seja suficientemente representativo do fenômeno que ocorre no campo, considerando ainda a diferença entre os volumes de rocha amostrados em laboratório e os amostrados por uma inversão sísmica.

7.2. Obtenção de informações *a priori*

Uma etapa importante da metodologia proposta é a definição das informações *a priori* sobre as propriedades do reservatório. Na metodologia, essas propriedades são encaradas como variáveis aleatórias, e as informações existentes sobre estas são definidas através de distribuições de probabilidade.

Deve-se observar que a definição dessas informações não consiste em um procedimento fechado, bem definido, e apresenta, invariavelmente, uma boa dose de subjetividade. Observa-se também que o processo de obtenção de informações *a priori* varia de acordo com o grau de desenvolvimento da região. Nesta tese, limita-se ao debate sobre os casos de campos em desenvolvimento, onde existem alguns poços para a estimativa de propriedades ao longo do reservatório.

7.2.1. Sobrecarga

Informações *a priori* sobre a tensão de sobrecarga podem ser obtidas através dos perfis de densidades medidas ou estimadas ao longo dos poços perfurados na região.

Para a obtenção de um valor médio de sobrecarga em um ponto qualquer da formação, Doyen et al. (2004) recomendam o seguinte roteiro. Em um primeiro passo, as densidades avaliadas nos poços perfurados são interpoladas para toda a formação através de krigagem 3D. Após essa interpolação, integra-se verticalmente essas densidades, obtendo valores médios adequados para o parâmetro sobrecarga.

Para se obter uma estimativa probabilística do parâmetro, avaliando as incertezas associadas, esses autores recomendam o uso de simulações estocásticas. Mais uma vez, o primeiro passo é a interpolação das densidades obtidas em poços através de uma krigagem 3D, que fornece, para cada ponto da formação, um valor médio e uma variância para a propriedade densidade. Para se realizar uma simulação estocástica do parâmetro sobrecarga, assume-se que cada ponto da camada adjacente ao ponto em análise apresenta uma distribuição Gaussiana de densidades, caracterizadas pelas médias e variâncias obtidas pela krigagem 3D. Por uma simulação, entende-se o processo de amostrar aleatoriamente as densidades das camadas adjacentes (de acordo com as probabilidades definidas pelas distribuições Gaussianas) e, através dos valores amostrados, realizar uma integração vertical, obtendo um valor de sobrecarga. Através de um grande número de simulações, obtém-se uma distribuição de probabilidades adequada para representar as informações *a priori* sobre o parâmetro sobrecarga.

7.2.2.
Pressão de poros

As informações *a priori* sobre a pressão de poros são dadas pelos seus limites inferior e superior. Na maioria das vezes o limite inferior é bem representado pela pressão hidrostática na região, que depende do peso de coluna de fluidos adjacentes. Tipicamente, valores de gradientes hidrostáticos variam entre 0.433 psi/ft para água doce e 0.465 psi/ft para salmouras (Martinsen, 1994). A exceção se dá em casos raros, onde gradientes menores que o hidrostático são possíveis de ocorrer (Swarbrick e Osborne, 1994). Já para o limite superior, este é bem representado pela pressão de fraturamento da rocha, que corresponde à soma da tensão principal mínima *in situ* com a resistência à tração da rocha, que muitas vezes pode ser considerada nula (Fjaer et al., 1992). Nesta tese, o valor máximo da pressão de poros (pressão de fraturamento) é definido de modo simplificado, através de uma simples porcentagem da tensão de sobrecarga. Dutta et al. (2002c) apresentam uma faixa de valores típicos para esta porcentagem (entre 70% e 95%). Observe que ensaios de fraturamento hidráulico na região, em conjunto com estimativas da tensão de sobrecarga (obtidos através da integração das densidades das camadas superiores), podem fornecer estimativas razoáveis para esta porcentagem.

7.2.3.
Porosidade e Conteúdo de argila

De forma geral, informações sobre os valores de porosidades e conteúdo de argila podem ser obtidas através de amostras retiradas da região ou através de perfis de poços que atravessem os arenitos da região. Um estudo geoestatístico deve ser utilizado para a determinação de intervalos de confiança ou de distribuições probabilísticas para essas variáveis em cada célula do reservatório.

Observe que Doyen et al. (2004) propõem o uso de distribuições Gaussianas caracterizadas pelas médias (μ) e desvios padrões (σ) obtidos na krigagem para estimar as incertezas associadas aos valores de porosidade e conteúdo de argila estimados ao longo de reservatórios. Porém, é sabido que os desvios padrões obtidos pela krigagem se referem a erros relacionados ao processo de krigagem e não às incertezas associadas às estimativas. Outros métodos geoestatísticos, como simulações condicionadas, são mais propícios para uma análise de incertezas, pois fornecem, para cada ponto do espaço, um histograma de realizações equiprováveis (Dubrule, 1998).

7.2.4.
Parâmetros do fluido de saturação

As fontes disponíveis para a inferência das propriedades dos fluidos e da distribuição desses fluidos ao longo do reservatório são os perfis de poços, a análise de AVO no reservatório (que pode indicar a presença de gases, Carcione et al. (2003)) e os próprios fluidos produzidos pelos poços. Através dos fluidos produzidos, pode-se estimar as propriedades do óleo, salmoura e eventuais gases presentes no reservatório. Através de perfis de poços, pode-se interpolar contatos gás-óleo e óleo-gás ao longo do reservatório, o que permite um mapeamento dos fluidos. Observa-se que todo este processo envolve uma boa dosagem de subjetividade, o que pode acarretar em grandes incertezas que devem ser consideradas na previsão de pressão de poros. É evidente que esta etapa deve ser realizada com o auxílio de especialistas (engenheiro/geofísico de reservatórios).

7.3.
Obtenção de velocidades P e S no campo

Os atributos sísmicos utilizados pela metodologia são obtidos através de inversão sísmica, que pode ser realizada de variadas formas. Basicamente, uma inversão sísmica corresponde em determinar a distribuição de propriedades na formação (no caso, V_p e V_s) que melhor reproduz as observações realizadas através do levantamento sísmico, perfis corridos em poços e as características geológicas da região (Pendrel, 2001).

Dentre os inúmeros métodos de inversão sísmica, destaca-se a possibilidade do uso de uma inversão de AVO para a obtenção dos atributos sísmicos utilizados nesta tese, pois, teoricamente, as variações de amplitudes com o *offset* são dependentes de três parâmetros elásticos do meio (por exemplo V_p, V_s e densidade), o que permite extrair informações sobre estes. Como exemplo, pode-se citar os trabalhos de Buland e Landro (2001) e Buland et al. (1996), que demonstram o uso de inversão de AVO para obter a distribuição de V_p, V_s e densidade ao longo de reservatórios.

Apresentando exemplos sintéticos de inversão de AVO, Debski e Tarantola (1995) classificam os parâmetros estimáveis por inversão sísmica através da quantidade de incertezas associadas aos parâmetros. Nesta classificação, V_p ou I_p (impedância) são considerados parâmetros primários, com boa resolução, enquanto que V_s e I_s são ditos parâmetros secundários, apresentando maiores incertezas. Os autores afirmam também que, embora a densidade seja teoricamente possível de ser estimada (o que seria um parâmetro terciário), o nível de incertezas associadas a esta estimativa é muito alto, o que faz com que os autores duvidem da obtenção prática deste parâmetro.

Observa-se que o assunto de inversão sísmica é vasto e está fora do escopo desta tese. O leitor interessado pode recorrer aos trabalho de Fullagar (1985), Pendrel et al. (1997), Bortoli et al. (1993) e Haas e Dubrule (1994) para uma iniciação.

Deve-se ainda observar que a informação que esta tese deseja incorporar aos métodos de previsão de pressão de poros, o atributo V_s, apresenta uma incerteza maior do que aquela associada ao atributo já utilizado pelos métodos existentes (V_p), fato que deve ser considerado ao se avaliar a real contribuição de V_s na previsão de pressão de poros.

7.4.
Aplicação do algoritmo de Metropolis-Hastings

Seguindo as definições do capítulo 3 (Formulação do problema direto) e do capítulo 6 (Metodologia de inversão), a previsão de pressão de poros é colocada como um problema de inversão bayesiana. As grandezas não observáveis (m) do sistema e as observações (d) realizadas sobre esse sistema são dadas por:

$$m = \{ P_c, P_P, \phi, C, [\, p_n \,], [\, s_n \,], S_{óleo}, T, API, s_{CL} \} \tag{88}$$

e

$$d = \{ V_p, V_s \}, \tag{89}$$

sendo que a ligação entre essas grandezas é feita através da formulação do problema direto, estabelecido pelas equações (49) e (50).

Para se realizar a inferência dos valores de m, o algoritmo de Metropolis-Hastings é aplicado de uma forma especial, onde cadeias independentes são definidas no espaço amostral (ver item 6.2.2). A função de verossimilhança adotada corresponde à equação (81), que atribui incertezas Gaussianas para os atributos obtidos por inversão sísmica.

O procedimento para resolução do problema é então dado por:

1. Obter uma amostra aleatória se m de acordo com sua distribuição de probabilidades *a priori*;
2. Avaliar a verossimilhança dessa amostra utilizando os atributos obtidos pela inversão sísmica;
3. Decidir, pelas regras do algoritmo, se esta amostra é representativa da distribuição de probabilidades *a posteriori*;
4. Acumular uma grande quantidade de amostras aceitas, obtendo a solução do problema inverso e inferindo a pressão de poros.

7.4.1. Sobre a amostragem das informações *a priori*

O primeiro passo do algoritmo corresponde à amostragem aleatória da distribuição de probabilidades *a priori* dos parâmetros do modelo (m). Essa amostragem por sua vez implica no estudo de dependência (correlação) entre esses parâmetros. A maior parte dos parâmetros pode ser, sem maiores implicações, considerados independentes entre si, o que permite uma amostragem independente. As exceções se referem às relações entre os parâmetros pressão de poros e sobrecarga, entre os coeficientes de regressão das equações (12) e (13) e entre os parâmetros porosidade e conteúdo de argila, que podem ser estatisticamente correlacionados.

No caso em que se deseje considerar a correlação entre porosidade e conteúdo de argila, propõe-se caracterizar as informações *a priori* sobre esses parâmetros através de uma distribuição Gaussiana multivariada, que é definida por um vetor de valores médios e uma matriz de covariâncias entre os parâmetros. A amostragem aleatória desse tipo de distribuição é um procedimento comum em softwares estatísticos (MATLAB, por exemplo).

Para o caso de correlações entre os coeficientes de regressão das equações (12) e (13), a mesma solução é sugerida: caracterizar todas as informações *a priori* sobre esses coeficientes através de uma distribuição Gaussiana multivariada, o que permite uma amostragem correlacionada direta.

No caso da correlação entre pressão de poros e sobrecarga, uma amostragem correlacionada através da definição de uma distribuição Gaussiana multivariada não é aconselhada, desde que as informações *a priori* sobre a pressão de poros não seguem uma distribuição Gaussiana. Como foi visto no item 7.2.2, as informações *a priori* sobre o parâmetro pressão de poros são definidas através de valores limites. Enquanto que o limite inferior é dado pela pressão hidrostática, que é um valor constante, o limite superior é dado por uma porcentagem do parâmetro sobrecarga, que também é uma variável aleatória. Para realizar uma amostragem correlacionada entre essas variáveis, propõe-se o seguinte esquema. Inicialmente, amostra-se um valor de sobrecarga dentro de suas probabilidades de ocorrência, sem considerar qualquer correlação com a pressão de poros. Baseando-se neste valor, calcula-se o limite superior da pressão de poros na rodada através de uma porcentagem pré-definida da sobrecarga. Uma vez definidos os limites inferior (pressão hidrostática) e superior na rodada, amostra-se um valor de pressão de poros de acordo com uma distribuição uniforme definida por estes limites.

7.4.2.
Sobre a inferência da pressão de poros

Como foi dito, o algoritmo de Metropolis-Hastings é utilizado para obter amostras aleatórias da solução do problema inverso, o que é dado por uma distribuição de probabilidades multivariada no espaço dos parâmetros do modelo (informações *a posteriori*). Para se avaliar a distribuição de probabilidades *a posteriori* do parâmetro pressão de poros, basta avaliar a distribuição marginal relativa a este parâmetro, o que é feito através de histogramas de freqüência dos valores de pressão de poros aceitas pelo algoritmo. (Para uma melhor compreensão, pode-se retornar à Figura 19. A distribuição marginal do parâmetro m_1 corresponde a projeção de $p(m|d)$ no eixo correspondente ao parâmetro).