

PREVISÃO DE RESERVAS DE ÓLEO E GÁS

Alunos: Gustavo de Andrade Melo e Leonardo de Castro Skinner

Orientador: Silvio Hamacher

Introdução

Os investimentos previstos do setor de petróleo são da ordem de 378 bilhões de reais para o período de 2011 a 2014, o que representa 61,5 % do total investido por todos os segmentos industriais no Brasil [1]. Somam-se a este fato as estimativas do montante total dos investimentos em óleo e gás até o ano de 2027, que variam entre US\$ 480 bilhões e US\$ 1.350 bilhões [2]. A maior parte destes investimentos é na área de exploração e produção de óleo e gás, notadamente no pré-sal. A correta estimativa da quantidade de hidrocarbonetos é fundamental para o planejamento estratégico da cadeia de petróleo, tanto do ponto de vista empresarial como sob a ótica governamental. Do ponto de vista empresarial, procura-se determinar os planos de investimento das companhias de petróleo, nos setores de exploração e produção. Já a determinação dos campos de petróleo a serem licitados é exemplo de política governamental influenciada diretamente pela estimativa das reservas de óleo e gás. Desta forma, emerge a importância da pesquisa em projeção de reservas de óleo e gás, tema deste projeto de iniciação científica.

Cabem aqui alguns exemplos que comprovam essa crescente importância do óleo e gás citados. Em 31 de dezembro de 2011, as reservas provadas de óleo, condensado e gás natural da Petrobrás atingiram 16,41 bilhões de barris de óleo equivalente (boe), aumento de 2,7% em relação ao ano anterior. Durante 2011, foram apropriados 1,315 bilhão de boe às reservas provadas e produzidos 889 milhões de boe o que resultou num aumento de 0,426 bilhão de boe em relação às reservas de 2010 (15,986 bilhões de boe). O aumento das reservas da Petrobras no Brasil se deve à incorporação das novas áreas descobertas do Pré-Sal da Bacia de Santos e de Campos, a novas descobertas nas demais bacias brasileiras e a projetos implantados nos campos maduros nas bacias do país. O planejamento estratégico da companhia prevê uma produção total, no Brasil e no exterior, de 3,993 milhões de barris de óleo equivalente por dia em 2015 e 6,418 milhões de boe por dia em 2020 [3]. Segundo Maugeri [4], pesquisador de Harvard, o aumento da capacidade de produção de petróleo e gás mundial alcançará quase 20% nos próximos oito anos – uma taxa de crescimento que não se vê desde a década de 1980. Isso significa, nas contas do pesquisador, que o mundo poderá produzir 110,7 milhões de barris de petróleo por dia em 2020.

Sendo assim, dada a relevância das reservas provadas de óleo e gás, a questão passa a ser como se pode definir um volume de hidrocarbonetos como reserva. Para que um novo volume de óleo seja considerado reserva e seja incorporado ao valor da companhia, é necessário que exista um planejamento envolvendo todos os recursos necessários para sua exploração e comercialização. Estes recursos podem ser definidos como a tecnologia que viabiliza economicamente o processo de recuperação, além de contratos com algum mercado consumidor. Vale ressaltar que apenas o volume de hidrocarbonetos que ainda não foi produzido pode ser considerado reserva. No entanto, a grande problemática da previsão de

reservas é que não existe um modelo universal para realizarmos essa previsão. Nesse sentido, esse projeto de iniciação científica visa encontrar os modelos de previsão que mais se ajustam e representam os dados históricos e o acréscimo de reservas de cada uma das sete unidades operacionais (UOs - grupo de campos situados em uma mesma região sob a responsabilidade de uma única gerência) da Petrobrás.

Como forma de encontrar esse volume de hidrocarbonetos tendo em vista essa crítica problemática, foi desenvolvida uma metodologia de previsão de reservas por Montechiari [5] no Laboratório NExO – Núcleo de Excelência em Otimização, do Departamento de Engenharia Industrial da PUC-Rio, através de melhorias nos métodos propostos por Knoring et al. [6] e Barcelos [7].

Neste relatório, essa metodologia será detalhada e demonstraremos como a utilizamos a fim de obtermos os melhores resultados, ou seja, os modelos matemáticos que mais se aproximam da realidade de cada UO.

Revisão bibliográfica

Vários modelos de previsão foram desenvolvidos e estudados ao longo dos anos. Inicialmente, pode-se ressaltar o trabalho do norte americano Marion Hubbert [8]. Ele previu com sucesso, em 1956, através de sua curva em forma de sino, o pico de reservas e de produção de óleo para quase todos os estados dos Estados Unidos, excluindo Havaí e Alasca, que ocorreria em dezembro de 1970. Posteriormente, surgiu o Método “Creaming” [9] que enunciava que a probabilidade de encontrar novas descobertas, assim como o volume de óleo associado às mesmas, segue uma tendência de declínio à medida que se explora uma determinada região.

Além desses métodos, podemos também citar o Método de Arrington e o Método de Arrington Modificado [10]. O primeiro afirma que as reservas futuras são estimadas a partir de um fator de crescimento anual. Já o segundo método se diferencia do primeiro no cálculo desse fator de crescimento, pois aplica uma regressão para definir o fator de crescimento cumulativo.

Por fim, nossa metodologia de trabalho foi embasada nos modelos propostos por Knoring et al. [6], Barcelos [7] e nas melhorias propostas por Montechiari [5] sobre esses dois modelos, que serão detalhados no capítulo a seguir.

Metodologia

Segundo Shmueli [11], um processo de previsão é composto por diversas etapas. Primeiramente definimos o propósito pelo qual se está fazendo a previsão, o horizonte de tempo desejado, os custos associados a qualquer erro proveniente da previsão e a capacidade de coletar dados para efetuar o estudo. As previsões deverão ser feitas anualmente e o horizonte de previsão é o curto prazo (1 – 5 anos à frente). A segunda etapa envolve a coleta dos dados, posteriormente analisados e organizados. Para esse estudo foram coletados os dados das séries históricas de 288 campos que estão divididos entre sete unidades operacionais (UOs), sendo elas:

- UO – Amazonas / Período: 1986 – 2010
- UO – Bahia / Período: 1964 – 2010
- UO – Bacia de Campos / Período: 1974 – 2010
- UO – Espírito Santo / Período: 1969 – 2010
- UO – Rio de Janeiro / Período: 1988 – 2010
- UO – Rio Grande do Norte e Ceará / Período: 1974 – 2010
- UO – Sergipe e Alagoas / Período: 1964 – 2010

A próxima etapa do processo é extremamente importante antes da aplicação de qualquer modelo de previsão e corresponde à divisão da série em dois períodos. O primeiro período da

série serve para o treinamento do modelo, ou seja, os dados históricos são ajustados ao modelo de previsão. Uma vez que as variáveis do modelo tenham sido definidas, o modelo é empregado para gerar a previsão dos anos não utilizados no ajuste e os valores estimados são comparados com os valores reais para efetuar a validação do modelo. A figura 1 representa um exemplo dessa divisão.

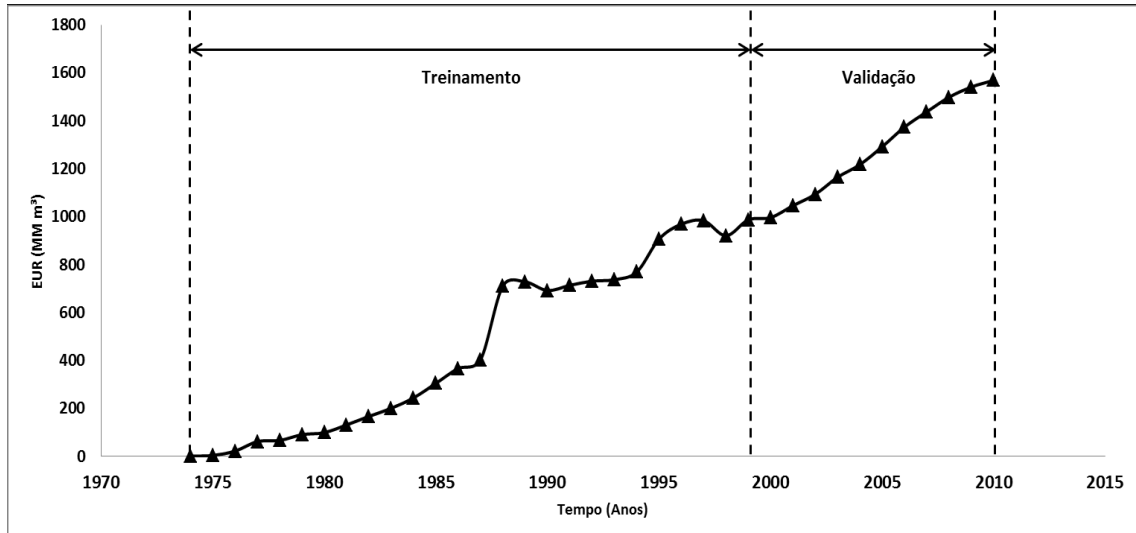


Figura 1 – Partição temporal da série
Fonte: Adaptado de Shmueli – (2011)

Nesse estudo, cada série sofreu um total de quatro partições, sendo elas:

- Partição 1 – Treinamento: Ano Inicial – 2002 / Validação: 2003 – 2007
- Partição 2 – Treinamento: Ano Inicial – 2003 / Validação: 2004 – 2008
- Partição 3 – Treinamento: Ano Inicial – 2004 / Validação: 2005 – 2009
- Partição 4 – Treinamento: Ano Inicial – 2005 / Validação: 2006 – 2010

A criação de diversas partições tem como objetivo simular a incorporação de novos dados à série histórica, fato que ocorre todos os anos, e verificar se um mesmo modelo gera o melhor ajuste sempre. Assim, os modelos matemáticos propostos são ajustados aos dados do período de treinamento e, em seguida, são aplicados ao período de validação para simular previsões, visando à verificação da eficiência de cada um, ou seja, sua capacidade de fazer previsões que se igualem aos valores reais ou tenham a maior aproximação possível dos mesmos.

Por fim, com o conhecimento do melhor modelo preditivo, podem ser feitas as previsões para os períodos desejados, atividade que caracteriza o fim do processo de previsão. Deve-se estabelecer uma periodicidade para revisão dos modelos à medida que novas realizações ocorram.

Os métodos de previsão de reservas citados no capítulo anterior, apesar de serem utilizados por diversas companhias petrolíferas no mundo, apresentam deficiências e pontos que podem ser discutidos e melhorados. Analisando as Curvas de Hubbert, por exemplo, segundo Rosa & Gomes [8], a maior dificuldade na aplicação do método é a definição do volume total de óleo existente. Os Métodos “Creaming”, Arrington e Arrington Modificado, por sua vez, possuem a limitação de suas aplicações a apenas dois tipos de regiões: maduras e em transição para maduras. Os métodos de Knoring et al. [6] e Barcelos [7] serão melhor detalhados a seguir, pois Montechiari [5] propôs soluções a partir do aprimoramento destes métodos.

Knoring et al. [6] afirmam que a variação de reservas é representada por uma função (ΔR) resultante do produto de outras duas funções: função seleção de controle ($\varphi(R)$) e função seleção de condição ($f(R)$), conforme mostrado na eq. (1).

$$\Delta R = \varphi(R) \times f(R) \quad \text{Eq. (1)}$$

A função seleção de controle retrata o conhecimento obtido com a evolução da exploração e pode ser representada por uma única função crescente e linear, ou seja, quanto mais explorada é uma determinada região maior é o conhecimento e o controle sobre a mesma. Dessa forma, o controle em um instante ($t + 1$) sempre será maior que o controle em um instante (t). A função seleção de condição é uma função decrescente a qual indica que o número de novas descobertas tende a diminuir à medida que é feita a exploração de uma determinada região. Assim, a condição em um instante ($t + 1$) sempre será menor que a condição no instante (t). Para representá-la, Knoring et al. [6] sugerem nove modelos de funções. Na figura 2 temos um esboço da representação das duas funções mais a resultante (ΔR).

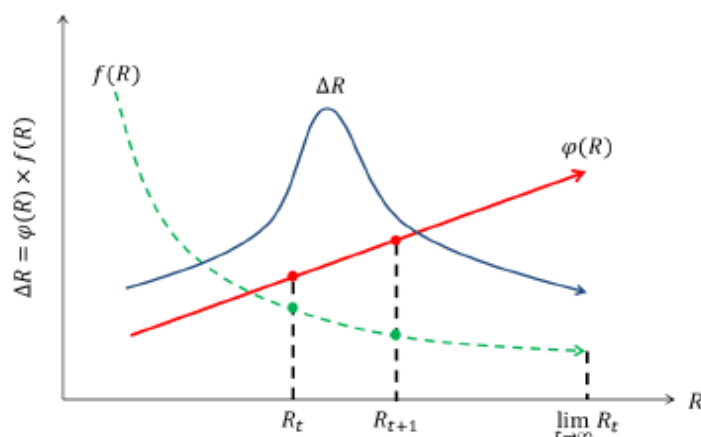


Figura 2 - Método de Knoring

Fonte: Adaptado de Knoring et al., 1999, p.20

Combinando as nove funções seleção de condição com a única função seleção de controle, obtemos nove modelos para a evolução ou variação das reservas com o tempo. No entanto, Barcelos [7] afirma que as constantes melhorias na tecnologia de recuperação proporcionam aumentos significativos nos volumes de hidrocarbonetos a serem recuperados e, a partir disto, alega que a função seleção de controle deve ser construída a partir de modelos não lineares, sugerindo mais sete funções para representá-la. Dessa forma, os sete modelos de função seleção de controle propostos por Barcelos mais o modelo linear de Knoring et al. [6], combinados aos nove modelos propostos por estes para representar a função seleção de condição dão origem a 72 modelos para representar a evolução das reservas com o tempo.

Montechiari [5] detectou algumas deficiências nas metodologias de Knoring et al. [6] e de Barcelos [7]. A primeira delas é referente ao método de ajuste dos modelos propostos aos dados históricos ou reais. O Método dos Mínimos Quadrados Não Lineares, utilizado por Barcelos [7], requer o fornecimento de um vetor de soluções iniciais que este considera como sendo o vetor nulo. Porém, nem sempre isso é válido, pois pode acontecer de os modelos não aceitarem como solução inicial o vetor nulo. Então, Barcelos [7] estima os valores sem critério pré-estabelecido, podendo com isso não ter encontrado a melhor solução possível para o ajuste. Montechiari [5], a fim de solucionar esta questão, desenvolveu um algoritmo no programa E-Views, denominado Algoritmo de Otimização da Estimção, cujo objetivo é, através da minimização da soma do quadrado dos resíduos (SQR), definir diversas soluções

iniciais para maximizar o grau de ajuste do modelo aos dados da série histórica; lembrando que resíduo é a diferença entre o valor estimado e o valor real.

A segunda deficiência corresponde ao método definido para efetuar a escolha do melhor modelo para cada série do estudo. Segundo Barcelos [7], o modelo a ser escolhido para prever o futuro é o modelo que apresenta o melhor ajuste no passado. No entanto, algumas séries apresentam comportamentos bem diferentes entre os períodos de treinamento e de validação, indicando que um bom ajuste aos dados passados não é garantia para uma boa previsão do futuro. Além disso, Barcelos [7] realiza o ajuste dos modelos para um único período, não garantindo, assim, que caso novos dados sejam adicionados à série histórica, o escolhido continue sendo o melhor para efetuar previsões. Conforme já mencionado, dividimos a série em quatro partições, eliminando esse problema.

Montechiari [5] propôs uma metodologia de escolha que tem como objetivo verificar se existe algum modelo, dentre todos, que independa da incorporação de novos dados à série histórica, através da análise do SQR. Isto ocorre quando cada partição apresenta o mesmo modelo que melhor se ajusta aos dados do período de treinamento, possuindo o menor SQR em todos os casos, e podendo, dessa forma, ser utilizado para representar o passado e fazer estimativas do futuro, encerrando o processo de escolha.

É importante destacar que os modelos que não conseguiram efetuar o ajuste ou a previsão em qualquer uma das partições foram eliminados e desconsiderados do processo de escolha.

Caso não haja apenas um modelo vencedor para os períodos de treinamento das quatro partições, temos que não existe um único que possa representar a série histórica, considerada, neste caso, instável. Então, o escolhido será o que melhor represente o atual momento da série, isto é, o período de validação. Para realizar as previsões de 1 a 5 anos à frente, foi desenvolvido, também no E-Views, o Algoritmo de Previsão, executado para cada partição após a aplicação do Algoritmo de Otimização da Estimção. O vencedor será obtido através da comparação dos valores previstos no período de validação com os valores reais, o que é representado pelo conceito do Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE). Assim, o melhor modelo para cada UO será o que possuir o menor MAPE.

Resultados

Neste trabalho de iniciação científica, os algoritmos propostos por Montechiari [5] foram testados em 288 campos produtores de óleo e gás, agrupados nas sete UOs mencionadas anteriormente. Foram realizadas previsões de 1 a 5 anos para cada uma das quatro partições de cada unidade operacional, gerando assim um total de 140 conjuntos de dados. Para cada conjunto foram testados 72 modelos de previsão de reservas e foram selecionados os que tiveram melhor capacidade preditiva para cada UO.

Na tabela 1, temos os números provenientes da análise da eficácia do método desenvolvido por Montechiari [5] aplicado a cinco UOs (UO-Amazonas, UO-Espírito Santo, UO-Rio de Janeiro, UO-Rio Grande do Norte e Ceará e UO-Sergipe e Alagoas), comparando os erros dos resultados obtidos com os erros das previsões realizadas pela atual metodologia da companhia.

		Previsão				
		1 ano à frente	2 anos à frente	3 anos à frente	4 anos à frente	5 anos à frente
UO-AM	Estudo	2.04%	4.40%	7.69%	11.74%	14.42%
	Atual	10.96%	11.18%	12.17%	13.12%	13.03%
UO-ES	Estudo	13.36%	16.65%	18.50%	20.68%	21.17%
	Atual	15.06%	10.11%	10.21%	11.35%	12.53%

UO-RIO	Estudo	2.48%	2.12%	2.58%	1.55%	1.97%
	Atual	3.26%	6.45%	9.63%	11.53%	14.49%
UO-RNCE	Estudo	0.74%	0.67%	0.69%	0.82%	1.39%
	Atual	3.03%	5.59%	7.97%	9.55%	11.04%
UO-SEAL	Estudo	1.23%	2.19%	2.51%	2.54%	2.76%
	Atual	1.78%	2.93%	3.96%	4.48%	5.00%

Tabela 1 – Erro Percentual Absoluto Médio das Previsões do Volume Recuperável para a UO-AM, UO-ES, UO-RIO, UO-RNCE e UO-SEAL

Podemos observar que os erros foram reduzidos em quase todos os casos, com exceção das previsões realizadas para dois, três, quatro e cinco anos à frente da UO-Espírito Santo. No entanto, isso se deve ao fato desta UO possuir uma série muito instável.

Para manter o relatório sucinto, apenas os resultados de duas UOs serão detalhados: UO-Bahia, onde se localizam os primeiros campos descobertos no país; e UO-Bacia de Campos, que possui a maior reserva de petróleo do Brasil. Para essas duas UOs também serão apresentados os gráficos de dispersão contendo os dados reais e os valores ajustados pelo modelo vencedor de cada uma.

Por fim, a análise da eficácia do método desenvolvido por Montechiari [5] também será feita para o nível de companhia.

UO – Bahia

A figura 3 apresenta os dados reais de reservas da UO-Bahia e o ajuste proposto pela metodologia desenvolvida.

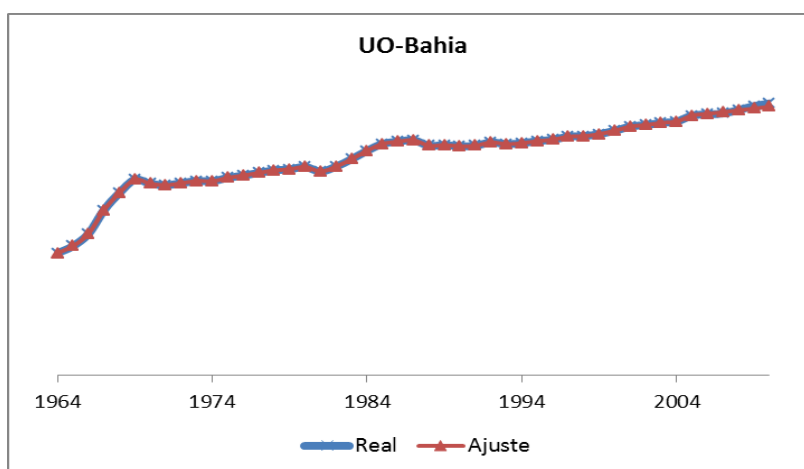


Figura 3 – Comparativo dos valores reais da série UO-BA e dos valores ajustados do modelo vencedor

Fonte: Autores

Em todos os casos de previsão, apesar dos erros da atual metodologia já serem relativamente baixos, o método de estudo reduziu ainda mais este percentual, conforme pode ser observado na Tabela 2.

Previsão	Estudo	Atual
1 ano à frente	0.60%	0.92%
2 anos à frente	1.05%	1.71%
3 anos à frente	1.30%	2.46%

4 anos à frente	1.62%	3.19%
5 anos à frente	2.06%	3.74%

Tabela 2 – Erro Percentual Absoluto Médio das Previsões do Volume Recuperável para a UO-BA

UO – Bacia de Campos

A figura 4 apresenta os dados reais de reservas da UO-Bacia de Campos e o ajuste proposto pela metodologia desenvolvida.

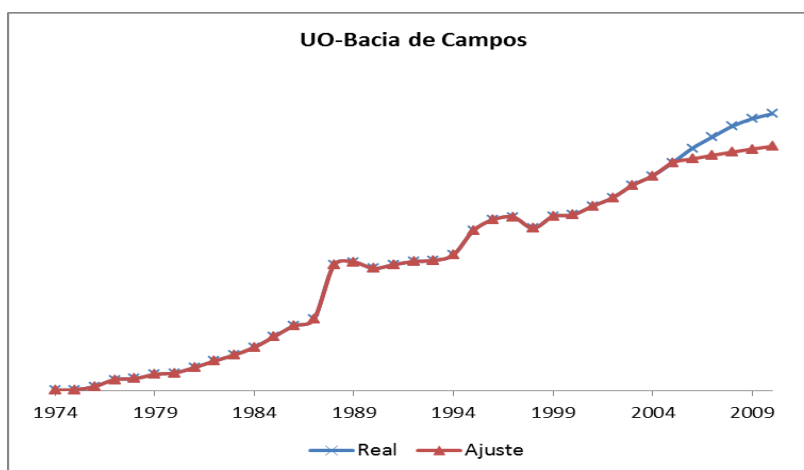


Figura 4 – Comparativo dos valores reais da série UO-BC e dos valores ajustados do modelo vencedor

Fonte: Autores

Os erros da previsão do estudo também foram reduzidos em todos os casos, de acordo com os números da tabela 3.

Previsão	Estudo	Atual
1 ano à frente	2.31%	3.29%
2 anos à frente	4.28%	6.80%
3 anos à frente	6.27%	10.33%
4 anos à frente	7.61%	13.82%
5 anos à frente	8.03%	16.53%

Tabela 3 – Erro Percentual Absoluto Médio das Previsões do Volume Recuperável para a UO-BC

Companhia

Por fim, pode-se avaliar o impacto nas previsões para o nível de companhia através da agregação das previsões realizadas para as UOs, como é mostrado na Tabela 4.

Previsão	Estudo	Atual
1 ano à frente	1,10%	2,31%
2 anos à frente	1,32%	4,40%
3 anos à frente	1,32%	6,19%
4 anos à frente	1,84%	6,54%
5 anos à frente	1,97%	6,57%

Tabela 4 - Erro Percentual Absoluto Médio das Previsões do Volume Recuperável para a companhia

Analisando a tabela 4, podemos observar que houve redução do erro para o nível de companhia em todos os períodos, principalmente para as previsões de 3, 4 e 5 anos à frente, garantindo a eficácia da metodologia proposta.

Conclusão

Conforme vimos, as reservas provadas de uma companhia petrolífera determinam seu valor no mercado mundial. Portanto, uma previsão de reservas eficaz é essencial para atrair investimentos e fazer um bom planejamento dos recursos. Para isso, é preciso utilizar um bom método de previsão, reduzindo os erros ao máximo possível.

Com as melhorias do método de Knoring et al. [6] e Barcelos [7] desenvolvidas por Montechiari [5], através de dois algoritmos programados no software E-Views, atingimos nosso objetivo: fazer boas previsões de reservas a curto prazo (1 – 5 anos à frente) para a companhia patrocinadora do estudo. Isto pode ser reforçado pelo fato de termos reduzido o erro percentual médio das previsões em quase todas as unidades operacionais em relação ao método atual utilizado pela Petrobrás, com exceção da UO – Espírito Santo. No entanto, este é um caso complexo, que apresenta grande instabilidade na variação de suas reservas.

Apesar de todas as melhorias, há pontos a serem analisados e aprimorados a fim de se obter um erro de previsão ainda menor. Futuramente, faremos a previsão de campos On-Shore e Off-Shore separadamente nas unidades operacionais que possuem ambos os tipos, pois o comportamento desses campos se dão de formas distintas, dadas as diferentes características que os compõem. Além disso, para realizar os ajustes, faremos, detalhadamente, uma análise estatística dos modelos.

Referências Bibliográficas

- 1 - PUGA, F.P.; BORÇA JR., G.. Perspectiva de investimentos na indústria 2011-2014. Rio de Janeiro: BNDES, 2011. (Visão do Desenvolvimento, n.91). Disponível em: <http://www.bndes.gov.br/SiteBNDES/export/sites/default/bndes_pt/Galerias/Arquivos/conhecimento/visao/Visao_91.pdf>. Acesso em: 10 maio 2013.
- 2 - ALMEIDA, ELF, ACCURSO V. Government take e Atratividade de Investimentos na Exploração e Produção de Hidrocarbonetos no Brasil. 2013 - gee.ie.ufrj.br
- 3 - BARBASSA, A. G. Reservas provadas da Petrobrás em 2011. PETROBRÁS, 2011. Disponível em <<http://www.investidorpetrobras.com.br/pt/comunicados-e-fatos-relevantes/fato-relevante-reservas-provadas-da-petrobras-em-2011.htm>>. Acesso em: 10 maio 2013.
- 4 - MAUGERI, L. Petróleo: a nova revolução, 2012. Disponível em <<http://veja.abril.com.br/noticia/economia/pesquisa-mostra-o-surgimento-da-nova-era-do-petroleo>>. Acesso em: 10 maio 2013.
- 5 - MONTECHIARI, J. L. C. **Metodologia para Previsão de Reservas de Petróleo: Propostas de Melhorias para os Métodos de Knoring e Barcelos**. 2012. 153 f. Tese (Mestrado em Engenharia de Produção) – Departamento de Engenharia Industrial, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro.
- 6 - KNORING, L. D.; CHILINGAR, G. V.; GORFUNKEL, M. V. **Strategies for Optimizing Petroleum Exploration**. Houston: Gulf Publishing Company, 1999. 321p.
- 7 - BARCELOS, F. B. **Modelagem e Previsão do Volume de Óleo Recuperável: Metodologia e Aplicação em Bacias Brasileiras**. 2006. 262 f. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) – Departamento de Engenharia Industrial, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro.

- 8 - ROSA, S. E. S.; GOMES, G. L. **O Pico de Hubbert e o Futuro da Produção Mundial de Petróleo.** Revista do BNDES, v.11, n.22, 2004, p.21-49.
- 9 - MEISNER, J.; DEMIRMEN, F. **The Creaming Method: A Bayesian Procedure to Forecast Future Oil and Gas Discoveries in Mature Exploration Provinces.** Journal of the Royal Statistical Society, v.144, n.1, p.1-31, 1981.
- 10 - VERMA, M.; SCHMOKER, J. W.; DYMAN, T. S. **Modified Arrington Method for Calculating Reserve Growth – A New Model for United States Oil and Gas Fields.** U. S. Geological Survey Bulletin, 2172-D, v.1, 2003.
- 11 - SHMUELI, G. **Practical Time Series Forecasting: A Hands-on Guide.** Virginia: Statistics.com LLC, 2011.