



## SELEÇÃO E *SCHEDULING* DE PORTFÓLIO DE PROJETOS COM ABORDAGEM DE RISCO NA INDÚSTRIA DE PETRÓLEO E GÁS NATURAL

**Pierry Souto Macedo**  
[pierrysouto@aluno.puc-rio.br](mailto:pierrysouto@aluno.puc-rio.br)

**Lucas Dias Condeixa**  
[lucas.condeixa@aluno.puc-rio.br](mailto:lucas.condeixa@aluno.puc-rio.br)

**Ana Paula Delfino**  
[apsd2505@gmail.com](mailto:apsd2505@gmail.com)

**Silvio Hamacher**  
[hamacher@puc-rio.br](mailto:hamacher@puc-rio.br)

Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro  
Departamento de Engenharia Industrial  
Rua Marquês de São Vicente, 225, Gávea, Rio de Janeiro, 22451-900

### RESUMO

Para a elaboração do seu plano de negócios, as companhias de petróleo e gás natural consideram as alternativas de projeto de produção, técnico e comercialmente recuperáveis, sob condições econômicas, operacionais e regulamentação aplicável. Além das incertezas técnicas e econômicas, as organizações são desafiadas face a diversas restrições. Para a garantia da competitividade e alcance dos objetivos de longo prazo, o estudo apresenta e aplica um modelo estocástico de programação linear inteira mista para seleção e scheduling de portfólio de projetos que permita a maximização dos resultados face as restrições, com o mínimo de risco associado. A partir do uso do *Conditional Value-at-Risk* como medida de risco, foi possível estabelecer a fronteira eficiente do retorno-risco, com a qual o decisor pode definir uma solução de portfólio personalizada face seu nível ao risco. Na aplicação realizada, a depender do perfil do decisor, o retorno médio apresenta resultados que variam US\$ 434 milhões.

**PALAVRAS CHAVE.** Gerenciamento de risco, Portfólio de projetos, Programação linear.

### TOPICOS.

P&G - PO na Área de Petróleo & Gás

### ABSTRACT

In preparing their business plan, oil and gas companies consider the alternatives of production project, technically and commercially recoverable, under defined economic and operating conditions, and in accordance with applicable regulations. In addition to technical and economic uncertainties, organizations are challenged by a variety of constraints. In order to guarantee the competitiveness and achievement of the long-term objectives, this study presents and applies a stochastic mixed integer linear programming model for project portfolio selection and scheduling that maximizes Net Present Value with minimum risk. Using the *Conditional Value-at-Risk* as a risk measure, it was possible to establish the efficient frontier of risk-return, with which the decision-maker can define the project portfolio according to their risk level. In the case, according to the decision maker's profile, the average return presented results vary \$ 434 million.

**KEYWORDS.** Risk management, Project portfolio, Linear programming



## 1. Introdução

O alinhamento do portfólio de projetos face seu planejamento estratégico é um dos fatores determinantes para o sucesso de uma organização, o que torna a seleção da carteira um fator chave para sua prosperidade. Caso não obtenha sucesso com as escolhas, além de desperdiçar seus recursos escassos em projetos inapropriados, a companhia perde algumas vantagens competitivas que obteria se tivesse escolhidos os melhores projetos [Esfahani et al. 2016].

Apesar das incertezas sobre o futuro, muitas organizações tomam sua decisão a partir de uma visão determinística do retorno, representado por uma medida financeira, como o Valor Presente Líquido - VPL [April et al. 2003]. Todavia, em um ambiente de incertezas, esse indicador pode assumir diferentes valores, podendo invalidar as decisões tomadas comprometendo a continuidade da organização [Capolei et al. 2015].

Essa realidade torna-se mais severa para a indústria do petróleo, cujos projetos são construídos tomando as incertezas como o único elemento imutável. Dessa forma, o uso de modelos determinísticos revela-se insuficiente para tratar os problemas dessa indústria, o que requer a utilização de modelos estocásticos, por permitirem considerar o conjunto de todos os cenários simultaneamente, face sua probabilidade de ocorrência [Souza 2016].

Outro fato a considerar é que os projetos de desenvolvimento e produção de petróleo apresentam longo tempo de duração e uma vez investido o capital, é necessário continuar nesse empreendimento por muito tempo. Ao analisar cuidadosamente a distribuição dos possíveis benefícios e custos associados a cada projeto, percebe-se que a tomada de decisão puramente pelo retorno esperado obtido por um modelo estocástico neutro a risco pode levar a resultados indesejáveis [April et al. 2003].

Nesse contexto, o presente trabalho se propõe a apresentar as algumas formas de agregação do risco na seleção de portfólio de projetos em um ambiente de incerteza, cuja solução permita o alcance dos objetivos da organização face as restrições estabelecidas. Realizou-se uma aplicação exploratória de um modelo de programação linear estocástica inteira mista, em uma empresa de petróleo e gás, para indicação de quais projetos e quando deveriam ser realizados de forma a maximizar o Valor Presente Líquido (VPL) do portfólio face a uma medida de risco, por exemplo o *Conditional Value-at-Risk* (CVaR).

Este trabalho contribui para a literatura por agregar uma medida de risco em um modelo de programação linear estocástica e avaliar sua contribuição frente à um modelo direcionado puramente para maximização do retorno esperado (modelo neutro ao risco) da seleção de portfólio de projetos. Além dessa introdução, este artigo está disposto em mais três seções. A seção 2 apresenta uma síntese da revisão da literatura acerca do tema. A seção 3 a metodologia e os resultados da modelagem. A quarta, e última, seção apresenta as conclusões.

## 2. Revisão da literatura

Com o dinamismo e severa competitividade da economia, a seleção de portfólio de projetos de investimentos dentre um conjunto de alternativas disponíveis é uma atividade vital para garantir a competitividade e alcance dos objetivos de longo prazo de qualquer companhia, principalmente por permitir a alocação eficiente de recursos escassos [Sefair et al. 2016]. Em geral, é um problema complexo de decisão estratégica, não trivial, com importantes implicações organizacionais que pode envolver objetivos múltiplos e às vezes, de difícil mensuração ou divergentes [Liesjö et al. 2007].

Normalmente, as organizações costumam ter mais projetos candidatos que recursos disponíveis para suportá-los, tais como orçamento, instalações, mão de obra e outros. Além disso, a decisão pode estar imersa em um conjunto de restrições, interdependência e interações entre os projetos, o que limita a escolha de projetos [Hassanzadeh et al. 2014]. Esse contexto configura o grande desafio da definição do portfólio de projetos, ou seja, a seleção de um subconjunto viável de projetos promissores que satisfaçam a todos os critérios impostos.



Dada sua relevância econômica e estratégica, diversos métodos foram desenvolvidos para a seleção de projetos, com diferentes abordagens e aplicações práticas bem-sucedidas. Alguns exemplos são o método de programação matemática, a análise de decisão multicritério, o método de análise hierárquica, programação linear, sistemas de apoio à decisão, algoritmo genético, lógica *fuzzy*, redes neurais e outros [Esfahani et al. 2016].

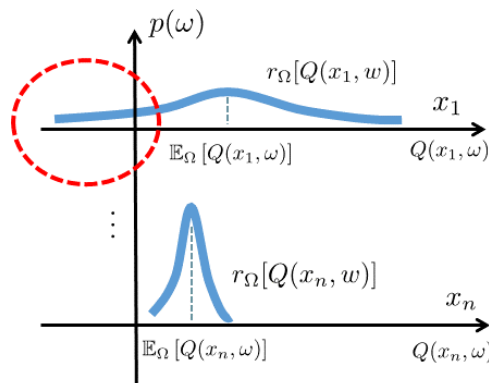
Além dos desafios inerentes ao processo de seleção de portfólio, a indústria do petróleo (alvo do presente estudo) acrescenta novos elementos, tais como a elevada incerteza associada aos projetos e ao montante significativo dos investimentos, o que faz com que os gestores possuam expressivo viés contra a escolha de carteiras pouco rentáveis, destacando mais ainda a relevância de uma seleção adequada do portfólio [Sefair et al. 2016].

As incertezas dos elementos dos projetos são decorrentes de fatores (i) técnicos, como expectativa de produção futura dependente das características permeáveis dos reservatórios, históricos de produção, injeção e pressão, processamento e interpretação sísmica e outros e (ii) econômicos, decorrentes das variáveis macroeconômicas, como cotações internacionais do *brent* (preço do óleo) e seus derivados, taxa de câmbio e inflação [Brashear et al. 1999]. Na literatura é possível encontrar diversas abordagens para lidar estes tipos de incerteza, como a programação estocástica, robusta e *fuzzy*.

Uma abordagem simplista para o direcionamento da função objetivo, porém comumente utilizada para a otimização, é a seleção de projetos buscando maximizar seus resultados por uma medida puramente econômica, como VPL (valor presente líquido), VPL/Capex (valor presente líquido / investimento), TIR (taxa interna de retorno), período de retorno financeiro (*pay back*), fluxo de caixa e outros [Capolei et al. 2015].

Todavia, ao considerar a incerteza, esses parâmetros financeiros deixam de representar um único valor (visão determinística) e assumem o caráter de uma variável aleatória com uma distribuição de probabilidade associada (visão estocástica). Dessa forma, a maximização do lucro esperado do portfólio como meta das organizações tem limitações e fragilidades face a medida de volatilidade ou risco da carteira [Sefair et al. 2016].

Ao desconsiderar a dispersão dos retornos esperados, é possível que o método de seleção indique a escolha de um conjunto de projetos com resultados muito atraentes (retorno esperado alto), porém que exponham a empresa a uma grande perda com elevada probabilidade (cauda expressiva de distribuição de retorno na faixa de valores negativos), conforme exemplificado na Figura 1. Por estas razões, a seleção de portfólio de projetos em uma perspectiva de risco-retorno revela-se mais atraente para as empresas sujeitas a severas incertezas [Sefair et al. 2016].



Medida de retorno	Medida de risco
$\mathbb{E}_{\Omega} [Q(x_n, \omega)]$	$r_{\Omega} [f(x, \omega)]$

Figura 1: Distribuições dos retornos esperados

Fonte: Autores (2017)



Nesse contexto, [Markowitz 1952] apresentou um modelo de otimização que considera a variância dos retornos dos ativos do portfólio para realizar a seleção de uma carteira com o mínimo risco (Teoria Moderna de Portfólio). Essa abordagem é comumente referida como modelo média-variância (MV) e sua condição de não linearidade exige o uso de programação quadrática (PQ) para sua resolução.

No modelo proposto (ver Figura 2),  $\alpha_i$  representa a proporção do capital alocado em cada investimento  $i$ ,  $\mu_i$  retorno médio esperado de cada investimento  $i$ ,  $\sigma_{ij}$  covariância entre os investimentos  $i$  e  $j$  e  $R$  o retorno esperado da carteira. A execução do modelo para diferentes níveis de risco permite gerar a fronteira eficiente, a qual representa a seleção de portfólio que oferece o máximo retorno esperado e o mínimo de variância. Uma solução com maior retorno esperado do que a representada por um ponto eficiente só pode ser obtida com o aumento do risco, e vice-versa, o que exige percorrer a fronteira eficiente até o ponto que satisfaça a relação retorno-risco de interesse. A área abaixo da curva apresenta as combinações de projetos que não são eficientes e por isso não devem ser adotados [Esfahani et al. 2016].

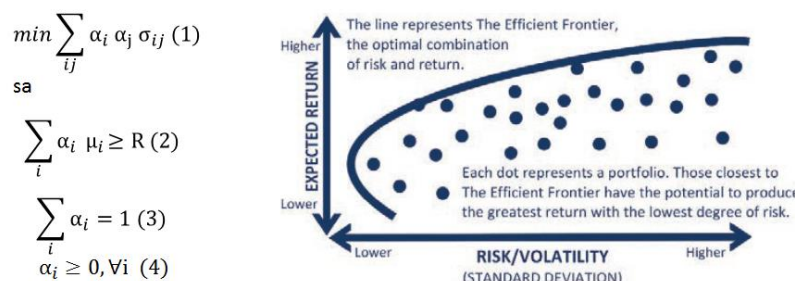


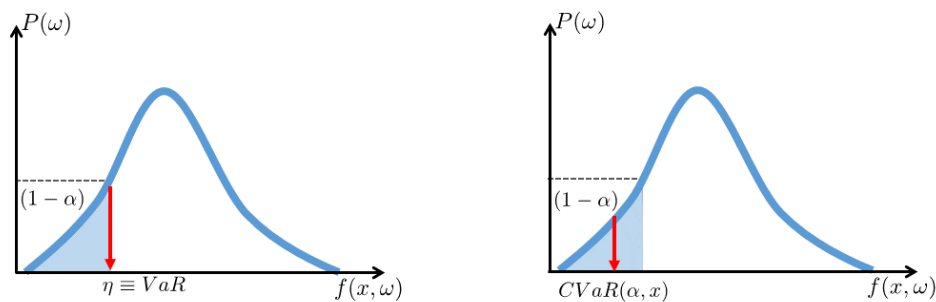
Figura 2: Modelo de Markowitz e Fronteira Eficiente

Fonte: [Markowitz 1952], [Esfahani et al. 2016]

Após a publicação de Markowitz, alguns estudos desenvolveram novos modelos para a escolha da carteira ideal numa abordagem de risco. Algumas propostas simples, extensões diretas do modelo original, e outras com a substituição da medida de risco por outras estatísticas da função de distribuição do retorno da carteira, apesar de nem sempre atenderem as propriedades de uma medida de risco coerente [Benati e Rizzi 2007]. Como novas abordagens, pode-se citar os métodos pautados na Semi-Variância e Média (MSV), *Shortfall Probability* (Probabilidade de Déficit), *Expected Shortage* (Escassez Esperada), *Value-at-Risk* (VaR), *Value-at-Risk Condicional* (CVaR) entre outros [Conejo et al. 2010].

Apesar de não satisfazer a propriedade de subaditividade para ser classificada como uma medida coerente de risco, o Value-at-Risk (VaR) é uma métrica de risco bastante utilizada no mercado financeiro, aproveitando-se da sua facilidade de cálculo, uso e verificação [Maffra 2013].

Basicamente, o VaR é dado pelo maior valor  $\eta$  que garante que a probabilidade de obter um lucro menor que  $\eta$  é menor que  $1-\alpha$  (ver Figura 3), ou seja, pode-se considerar o VaR como sendo o quantil  $1-\alpha$  da distribuição do lucro [Benati e Rizzi 2007]. Assim, como exemplificação, caso o VaR diário para um determinado ativo seja -10\$ milhões e nível de confiança  $\alpha$  seja 95%, isso significa que para este ativo existem 5 chances em cada 100 da perda de um dia para o outro ser maior que 10\$ milhões.



$$VaR(\alpha, x) = \max\{\eta : P(\omega | f(x, \omega) < \eta) \leq 1 - \alpha\} \quad CVaR(\alpha, x) = \max\{\eta - \frac{1}{1 - \alpha} \mathbb{E}[\max\{\eta - f(x, \omega), 0\}]\}$$

Figura 3: *Value-at-Risk (VaR)* e *Value-at-Risk Condicional (CVaR)*

Fonte: Autores (2017)

Apesar do VaR informar a magnitude da possível perda dado um nível de confiança, esse parâmetro não informa o valor mais provável da perda quando ocorrer o evento com probabilidade  $1 - \alpha$  (ver Figura 3). Esse novo elemento trata-se do *Value-at-Risk Condicional (CVaR)*, que ao contrário do VaR, é uma medida coerente de risco por atender as propriedades de (i) Invariância a Translação, (ii) Subaditividade, (iii) Homogeneidade Positiva e (iv) Monotonicidade [Maffra 2013]. Comparativamente ao VaR, o CVaR revela-se mais apropriado para gerenciar o risco por permitir considerar distribuição de retornos esperados com caudas pesadas ou ativos com dependência de cauda [Maffra 2013].

Por representar uma das técnicas mais eficientes dentre as ferramentas gerenciais disponíveis [Souza 2016], o presente trabalho está pautado no modelo de programação linear, cujo tratamento da incerteza será a partir de uma abordagem estocástica utilizando o CVaR como medida de risco.

### 3. Metodologia e resultados

#### 3.1 Modelo matemático

Em [Condeixa et al. 2016], um modelo estocástico de programação linear inteira de dois estágios foi proposto e aplicado para apoiar o processo de seleção e *scheduling* de portfólio de projetos em uma empresa de exploração e produção de petróleo e gás natural, cuja função objetivo era maximizar o valor presente líquido (VPL) do portfólio. A estocacidade do modelo, expressa em 3 (três) cenários (otimista, moderado e pessimista), é representada pelas incertezas nas realizações de *brent* (preço do petróleo), taxa de câmbio e parâmetros físicos e orçamentários dos projetos.

Uma das análises de sensibilidades para avaliar a estabilidade da solução indicou que uma pequena variação na probabilidade de ocorrência de cada cenário mudava consideravelmente os resultados obtidos [Condeixa et al., 2016]. Dentre outros, esse fato indicou a necessidade utilização de mais cenários para execução do modelo, podendo a simulação ser uma possível solução para essa demanda.

Além disso, como o risco e a incerteza são intrínsecos à indústria do petróleo, a agregação da abordagem de risco na teoria de otimização de portfólio para obter máximo retorno minimizando o risco foi sugerida como uma contribuição para evolução do modelo, sendo esta, a principal proposta do presente trabalho.

A incorporação da medida de risco no modelo de otimização foi realizada de 2 (duas) formas, ora na função objetivo (Modelo 1), ora como restrição (Modelo 2). No entanto, para efeito deste trabalho, apenas o Modelo 1 será aplicado. Todavia, antes disso, cabe conceituar o modelo base (Modelo 0) para maximização do retorno esperado (modelo neutro ao risco). O detalhamento de cada modelo será descrito mais adiante.

- Modelo 0: Neutro a risco, baseado no trabalho de [Condeixa et al. 2016];



- Modelo 1: Maximização do trade-off entre retorno e risco (CVAR);
- Modelo 2: Maximização VPL submetido ao nível de risco máximo aceito pelo decisor.

### Modelo 0 - Neutro ao risco

Para permitir a caracterização dos potenciais projetos, o modelo considera os índices de região de atuação da empresa ( $r$ ), campo de produção de petróleo e/ou gás natural ( $c$ ), projeto de desenvolvimento ou produção ( $p$ ), categorizações das curvas físicas e orçamentárias ( $k$ ), cenários econômicos ( $s$ ), ano ( $t, t1$ ) e alternativa de projeto ( $x$ ). Além da possibilidade de um escopo diferente, cada alternativa também está associada ao ano de início do projeto, o que expande o problema para o mérito de sequenciamento dos projetos, além da sua seleção.

Para seleção e *scheduling*, o modelo considera as variáveis binárias (i)  $\theta_{p,x}$  (para definir qual projeto “p” realizar e qual alternativa iniciar “x” - decisão *here-and-now*) e (ii)  $\gamma_{p,k,s,t,x}$  (para ajustar o ano de término “t” da alternativa “x” do projeto “p” em cada um dos possíveis cenários “s” e categorizações “k” - decisão de *recourse problem*).

A função objetivo tem por meta maximizar o VPL esperado, considerando a participação da empresa no retorno dos projetos selecionados, tributos específicos dos campos de produção e a abandono / desativação dos campos quando findarem sua economicidade. Para atender aos fundamentos e perspectivas financeiras da empresa (1), objetivos estratégicos (2) e condições para adequação e utilização do modelo (3, 4 e 5), o modelo está limitado às restrições descritas pelas equações 1 a 5. Os principais parâmetros considerados no modelo estão descritos abaixo. Para maior detalhamento, ver [Condeixa et al. 2016].

- $Aband_{c,k,s}$ : custo de abandono ao final do fluxo econômico do campo;
- $Capex_{p,k,s,t,x}$ : investimento do projeto;
- $CapexMax_t$ : limite de investimento total da organização;
- $CapexMin_{r,t}$ : investimento mínimo por região definido pela companhia;
- $VPL AC_{p,k,s,t,x}$ : fluxo de caixa atualizado e acumulado do projeto;
- $ProbCat_k$ : probabilidade de ocorrência de cada categorização das curvas físicas e orçamentárias dos projetos;
- $ProbCen_s$ : probabilidade de ocorrência de cada cenário econômico;
- $ProjCamp_{c,p}$ : parâmetro binário de alocação projeto-campo;
- $ProjReg_{r,p}$ : parâmetro binário de alocação projeto-região;
- $TributoAc_{c,k,s}$ : tributo atualizado e acumulado a nível de campo de produção;
- $WI_c$ : percentual de participação da companhia no campo de produção.

Função Objetivo:

Max VPLPortfolio =

$$\sum_{c,p,k,s,t,x} ProbCat_k * ProbCen_s * WI_c * ProjCamp_{c,p} * VPL AC_{p,k,s,t,x} * \gamma_{p,k,s,t,x} -$$

$$\sum_{c,k,s} ProbCat_k * ProbCen_s * WI_c * (TributoAc_{c,k,s} + Aband_{c,k,s})$$

Sujeito a





$$\sum_{c,p,x} \theta_{p,x} * WI_c * ProjCamp_{c,p} * Capex_{p,k,s,t,x} \leq CapexMax_t, \forall k, s, t \quad (1)$$

$$\sum_{c,p,x} \theta_{p,x} * WI_c * ProjCamp_{c,p} * ProjReg_{r,p} * Capex_{p,k,s,t,x} \geq CapexMin_{r,t}, \forall r, k, s, t \quad (2)$$

$$\sum_x \theta_{p,x} \leq 1, \forall p \quad (3)$$

$$\sum_t \gamma_{p,k,s,t,x} = \theta_{p,x}, \forall p, k, s, x \quad (4)$$

$$\theta_{p,x}, \gamma_{p,k,s,t,x} \in \{0, 1\} \quad (5)$$

### Modelo 1 – Maximização do *trade-off* entre retorno e risco (CVAR)

Para a incorporação do risco na função objetivo, o modelo faz uso de uma ponderação do *tradeoff* entre o retorno esperado (representado no modelo por VPL Portifólio) e a medida de risco (representado pelo CVaR), através do parâmetro  $\beta \in [0, 1]$ . Se  $\beta$  assumir o valor 0 (zero), a função objetivo irá buscar a maximização do retorno esperado em detrimento do risco do portfólio, igualando-se ao modelo neutro ao risco. Caso contrário, quando  $\beta$  for 1 (um), buscará minimizar o risco, independente do retorno. Para valores intermediários ( $0 < \beta < 1$ ), a função buscará atingir ambos os objetivos.

Com o Modelo 1, além dos índices, parâmetros, variáveis ( $\theta_{p,x}, \gamma_{p,k,s,t,x}$ ) e restrições (1 a 5) do modelo neutro ao risco (Modelo 0), novos elementos são incluídos para o tratamento do risco, são eles:  $\alpha$  parâmetro que representa o nível de significância do VaR (proporção dos melhores cenários em análise), e as variáveis  $Y_{k,s}$  (variável auxiliar para o cálculo do CVaR),  $\eta$  (que no ponto ótimo representa o VaR), CVaR e VPLPortifolio $_{k,s}$ . As duas últimas variáveis são expressas pelas equações 8 e 9.

Função Objetivo

$$\text{Max } (1 - \beta) * \text{VPL Portifolio} + \beta * \text{CVaR}$$

Sujeito a

$$Y_{k,s} \geq \eta - \text{VPLPortifolio}_{k,s}, \forall k, s \quad (6)$$

$$Y_{k,s} \geq 0, \forall k, s \quad (7)$$

$$\text{CVaR} = \eta - \left( \sum_{k,s} Y_{k,s} * \text{ProbCat}_k * \text{ProbCen}_s \right) / (1 - \alpha) \quad (8)$$

$$\text{VPLPortifolio}_{k,s} = \sum_{c,p,t,x} WI_c * ProjCamp_{c,p} * \text{VPL Ac}_{p,k,s,t,x} * \gamma_{p,k,s,t,x} -$$

$$\sum_c WI_c * (\text{TributoAc}_{c,k,s} + \text{Aband}_{c,k,s}), \forall k, s \quad (9)$$



## Modelo 2 – Maximização do VPL submetido ao nível de risco máximo aceito pelo decisor

Como modelo alternativo, é possível considerar a medida de risco como mais uma restrição do problema, de forma a garantir um limite máximo de exposição do portfólio. Com isso, comparativamente ao Modelo 1, o Modelo 2 assume a função objetivo igual modelo neutro ao risco e inclui a condição do CVaR atender ao nível de risco aceito pelo investidor (10), representado pelo parâmetro  $\delta$ . As restrições do modelo neutro ao risco (1 a 5) e do modelo 1 (6 a 9) continuam válidas.

Função Objetivo

Max VPLPortfolio =

$$\sum_{c,p,k,s,t,x} \text{ProbCat}_k * \text{ProbCen}_s * \text{WI}_c * \text{ProjCamp}_{c,p} * \text{VPLAc}_{p,k,s,t,x} * \gamma_{p,k,s,t,x} -$$

$$\sum_{c,k,s} \text{ProbCat}_k * \text{ProbCen}_s * \text{WI}_c * (\text{TributoAc}_{c,k,s} + \text{Aband}_{c,k,s})$$

Sujeito a

$$\text{CVaR} \leq \delta \quad (10)$$

### 3.2 Aplicação dos modelos e resultados

A aplicação do modelo foi realizada no software AIMMS, com o uso de um banco de dados em Microsoft Access para armazenamento dos conjuntos, parâmetros e resultados. Utilizou-se uma base de dados reais, porém adaptados e descaracterizados, com 723 projetos, distribuídos em 295 campos de petróleo e 8 regiões administrativas para aplicação do modelo.

Com o objetivo de obter mais dados para caracterizar a estocasticidade das variáveis macroeconômicas (preço do petróleo, preço do gás natural e taxa de câmbio), utilizou-se a simulação de Monte Carlo. Devido a ausência de uma distribuição de probabilidade que caracterize os cenários otimista, moderado e pessimista descritos em [Condeixa et al. 2016], por simplificação, optou-se por considerar a distribuição triangular e o método da transformada inversa para a geração dos cenários.

A simulação dos cenários foi realizada assumindo (i) variável aleatória U única para todos os anos de cada cenário e (ii) variável aleatória U diferente para cada ano de cada cenário (ver Figura 4). Todavia, apesar de enriquecer a análise de risco, os cenários obtidos em (ii) não revelaram-se coerentes com o comportamento das variáveis macroeconômicas de interesse e por isso, não foram utilizados para a aplicação do caso.

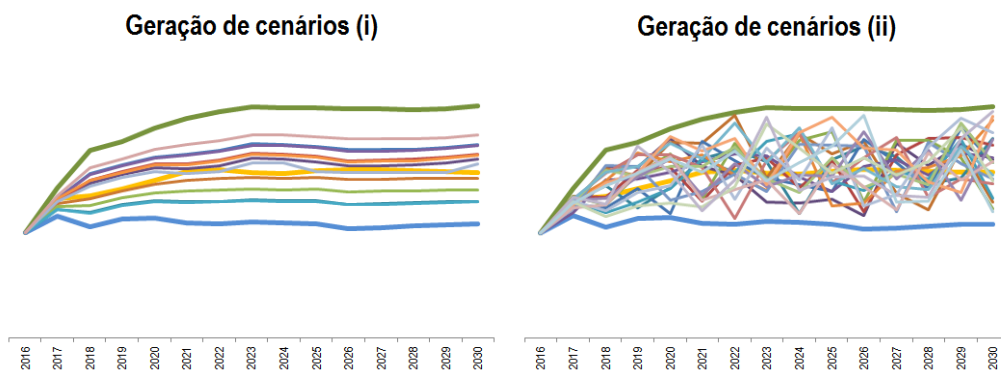


Figura 4: Modelos de geração dos cenários  
Fonte: Autores (2017)





A execução do modelo de programação linear inteira mista está na classe dos problemas NP-difícil [Xu et al. 2016] e a depender do número de opções para compor o portfólio, sua otimização torna-se difícil, quando não impossível de resolver. Por isso, para tornar sua execução viável, apesar de mais cenários terem sido gerados, utilizou-se uma base aleatória com 20 projeções de preço do petróleo, preço do gás natural e taxa de câmbio.

Outra opção para tornar viável a execução do modelo, seria executá-lo com mais cenários e uma base menor de projetos. Todavia, a não consideração de toda base de projetos da organização ou o uso de *clusters* poderia indicar soluções sub-ótimas, estando seus resultados sujeitos a essa limitação.

Semelhante a [Condeixa et al. 2016], para a caracterização das incertezas associada aos parâmetros físicos e orçamentários dos projetos, utilizou-se as categorizações 1P, 2P e 3P [ANP 2014], cujas probabilidades seguem valor de ocorrência de 30%, 40% e 30% respectivamente [Willigers 2009].

Ao ser executado, o modelo matemático 1 possui um total de 130.227 restrições e 2.704.396 variáveis. O tempo de solução é de 34 segundos utilizando o total de 1.972 Mb em um computador com 8Gb de memória RAM e processador IntelCore7. O solver utilizado foi o CPLEX12.6. Os resultados encontrados para o tempo de processamento do modelo revelam-se como uma oportunidade para facilitar o trabalho de análise de diferentes composições de portfólio e a interações das diversas alternativas de projetos.

Além dos parâmetros do modelo neutro, a resposta do modelo sujeito ao risco é condicionada aos parâmetros  $\alpha$  (nível de confiança que investidor estaria exposto) e  $\beta$  (ponderação entre o interesse pelo retorno esperado e a medida de risco). Para o estudo em questão, para um mesmo conjunto de parâmetros do modelo neutro ao risco, o modelo 1 foi executado para diferentes valores de  $\alpha$  (0,9 e 0,8) e  $\beta$  (variando de 0 a 1, com passo de 0,1), o que resultou nos resultados abaixo (Figura 5).

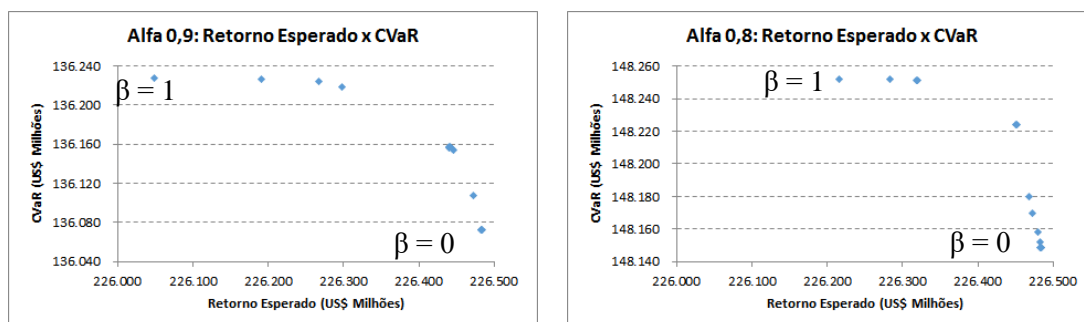


Figura 5: Retorno Esperado x CVaR

Fonte: Autores (2017)

Por representar o quantil da distribuição dos melhores resultados, o parâmetro  $\alpha$  estabelece uma relação do quanto o tomador de decisão estará disposto a ficar exposto ao risco. Na indústria do petróleo e gás natural, na qual a maioria dos projetos envolve vultuosos volumes de recursos físicos e financeiros com expressivo tempo de duração e retorno, observa-se que os decisores assumem posições menos expostas a perdas, o que justifica a escolha dos valores de 0,9 e 0,8 para o parâmetro  $\alpha$  na aplicação do modelo.

A execução do modelo 1 para diferentes valores de  $\beta$  teve por objetivo obter as respostas para construir a fronteira eficiente retorno-risco, composta por um conjunto finito e não contínuo de pontos eficientes, cujo formato pode ser aproximado pela união dos pontos.

Diferente da análise neutra ao risco, na qual encontra-se apenas um resultado para a otimização estocástica (retorno esperado de US\$ 226.484 milhões), que pode ser analisado sob a luz dos indicadores de qualidade *Expected Value of Perfect Information* (EVPI) e *Value of the Stochastic Solution* (VSS) [Birge e Louveaux 2011], a modelagem com a agregação da métrica de risco oferece uma faixa de respostas cuja escolha da solução única depende do perfil do decisor.



Esse fato revela-se como a principal vantagem do modelo, por permitir que um mesmo problema ofereça uma solução personalizada para cada agente decisor.

Conforme esperado, em ambas as simulações, observa-se que quanto maior o beta, maior é a preferência do decisor em minimizar o risco futuro e por isso, a execução do modelo indica opções de projetos menos arriscados, e consequentemente de menor valor esperado futuro e maior o CVaR. Isso fica melhor evidenciado quando a limitação do Capex máximo é imposta ao modelo, pois dado as características da modelagem base, é possível que projetos sejam antecipados, postergados ou não priorizados.

Outra forma mais fácil de compreender é quando os resultados são analisados face a variância ou desvio padrão dos retornos (ver Figura 6), conforme universalizado pelo modelo de [Markowitz 1952].

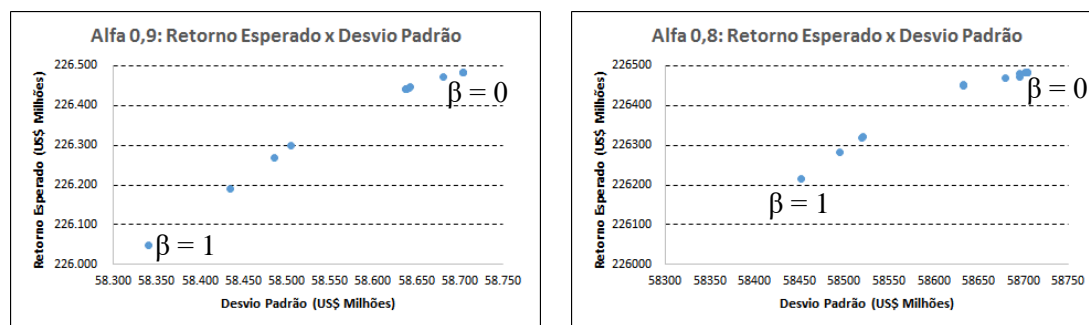


Figura 6: Retorno Esperado x Desvio-Padrão  
Fonte: Autores (2017)

Com a base de dados utilizada, quando os resultados foram analisados por sua variação percentual, a aplicação do modelo indicou resultados sem ganhos relevantes (menor que 1%). Esse fato está associado ao perfil da indústria de petróleo, cujo retorno dos projetos muitas vezes está na ordem de grandeza de milhões ou bilhões, o que pode comprometer a análise percentual. Todavia, quando os valores absolutos são verificados, apesar da baixa variação percentual, observa-se que a depender do perfil do decisor, caracterizado pelo valor de  $\beta$ , o retorno médio apresenta resultados cuja variação atinge US\$ 434 milhões ( $\alpha = 0,9$ ) e US\$ 268 milhões ( $\alpha = 0,8$ ), valores muito expressivos.

#### 4. Conclusões

Neste trabalho, foi desenvolvido e aplicado um modelo de programação linear estocástico dois estágios inteiro-misto, baseado em cenários, para a seleção e *scheduling* de portfólio de projetos com objetivo de maximizar o retorno esperado (VPL) face uma medida de risco (CVaR). A aplicação considerou dados adaptados e descaracterizados de uma empresa da indústria do petróleo e gás.

Dado um nível de confiança definido por  $\alpha$ , ao variar os valores do parâmetro de risco ( $\beta$ ), foi possível estabelecer a fronteira eficiente que representa as soluções ótimas que maximizam o retorno médio e minimizam o risco associado. Diferentemente do modelo neutro ao risco, que oferece solução única, a fronteira eficiente permite que o decisor avalie sua propensão ao risco e defina o portfólio personalizado que melhor atende as suas premissas.

Por tratar-se de um tema bastante debatido na literatura, a principal relevância acadêmica do trabalho é evidenciar os benefícios da agregação do risco numa aplicação de programação linear estocástica dois estágios, para a indicação de projetos visando compor o plano de negócios e gestão plurianual da empresa. Se for aplicado em uma empresa real, o trabalho apresenta uma perspectiva diferente para seleção e *scheduling* de projetos, permitindo fazer uso de um modelo matemático que facilita a análise de diferentes composições de carteira, bem como estruturação de informações para uma tomada de decisão criteriosa.



Além da possibilidade de considerar parâmetros não quantitativos na modelagem e o planejamento físico como restrições para realização dos investimentos, a incorporação da correlação entre projetos de um mesmo reservatório é uma das principais conexões para futuros estudos. Neste trabalho, o modelo base assumiu que os projetos são independentes, ou seja, que a expectativa de produção de cada projeto não é alterada pela seleção ou não dos demais. Todavia, esse fato é uma simplificação, pois os projetos de um mesmo reservatório concorrem entre si para a produção futura de petróleo e gás natural.

Ciente que os resultados da indústria do petróleo e gás natural são fortemente impactados pelo preço dessas commodities, é interessante realizar estudos mais aprofundados para a geração dos cenários futuros para utilização no modelo proposto, como processo estocástico de reversão a média ou movimento Browniano, por exemplo. A utilização da distribuição triangular foi uma simplificação para permitir a comparação com os cenários pessimista, moderado e otimista citados em [Condeixa et al. 2016].

Por fim, para avaliar a qualidade da modelagem com agregação do risco, sugere-se aprofundar estudos de indicadores, semelhante aos indicadores *Mean Risk Value of Perfect Information* (MRVPI) e *Mean Risk Value of Stochastic Solution* (MRVSS), propostos por [Noyan 2012].

### Referências bibliográficas

ANP - Agência Nacional de Petróleo, Gás e Biocombustíveis (2014), Resolução ANP nº 47, de 3.9.2014 - DOU 5.9.2014.

April, J., Glover, F., Kelly, J., Laguna, M., Erdogan, M., Mudford, B. e Stegemeier, D. (2003). Advanced optimization methodology in the oil and gas industry: the theory of scatter search techniques with simple examples. In *Anais do SPE Hydrocarbon Economics and Evaluation Symposium*, Dallas, Texas. Society of Petroleum Engineers.

Benati, S. e Rizzi, R. (2007). A mixed integer linear programming formulation of the optimal mean/value-at-risk portfolio problem. *European Journal of Operational Research*, 176:423–434.

Birge, J. R. e Louveaux, F. (2011). Introduction to stochastic programming. *Springer Series in Operations Research and Financial Engineering*, Springer New York.

Brashear, J. P., Becker, A. B. e Gabriel, S. A. (1999). Interdependencies among E&P projects and portfolio risk management. In *Anais do SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, Houston, Texas. Society of Petroleum Engineers.

Capolei, A., Foss, B. e Bagterp, J. (2015). Profit and risk measures in oil production optimization. *IFAC-PapersOnLine*, 48:214–220 .

Condeixa, L. D., Delfino, A. P, Silva, P. S. M. e Thome, A. M. T (2016). Seleção de portfólio de projetos de uma empresa de exploração e produção de petróleo e gás natural através de modelo estocástico de programação linear inteira. In *Anais do XXIII SIMPEP* , São Paulo.

Conejo, A. J, Carrión, M. e Morales, J. M. (2010) Decision making under uncertainty in electricity markets. *Springer*, Nova Iorque.

Esfahani, H. N., Sobhiyah, M. H. e Yousefi, V. R. (2016). Project portfolio selection via harmony search algorithm and modern portfolio theory. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 226:51–58.

Hassanzadeh, F., Nemati, H. e Sun, M. (2014). Robust optimization for interactive multiobjective



programming with imprecise information applied to R&D project portfolio selection. *European Journal of Operational Research*, 238:41–53.

Liesiö, J., Mild, P. e Salo, A. (2007). Preference programming for robust portfolio modeling and project selection. *European Journal of Operational Research*, 181:1488–1505

Maffra, S. A. R. S, (2013). Risco e seleção de portfólios com a medida CVaR e o modelo GO-GARCH. *Instituto Nacional de Matemática Pura e Aplicada*, Rio de Janeiro.

Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7: 77–91.

Noyan, N. (2012). Risk-averse two-stage stochastic programming with an application to disaster management. *Computers & Operations Research*, 39:541–559.

Sefair J. A., Méndez, C. Y., Babat, O., Medaglia, A. L.e Zuluaga, L. F. (2016). Linear solution schemes for mean-semivariance project portfolio selection problems: an application in the oil and gas industry. *Omega*, 68:39–48.

Souza, D. G. B. (2016). Proposição de um modelo matemático baseado em programação linear para priorização e seleção de portfólio de projetos. *Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção)*- Universidade Federal de Itajubá, Itajubá.

Willigers, B. J. A (2009). Practical portfolio simulation: determining the precision of a probability distribution of a large asset portfolio when the underlying project economics are captured by a small number of discrete scenarios. In *Anais do SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, New Orleans, USA.

Xu, Q., Zhou, Y., Jiang, C., Yu, K. e Niu, X. (2016). A large CVaR-based portfolio selection model with weight constraints. *Economic Modelling*, 59:436–447.