

Leonardo Henrique da Fonseca

*Otimização do sequenciamento da interligação e
entrada em operação de poços em projetos de
revitalização de campos maduros através da
utilização de Algoritmos Genéticos*

Monografia de Final de Curso

14/12/2020

***Monografia apresentada ao Departamento de Engenharia Elétrica da
PUC/Rio como parte dos requisitos para a obtenção do título de
Especialização em Business Intelligence.***

Orientadora:

Ana Carolina Alves Abreu

RESUMO

Este trabalho demonstra o potencial da aplicação de técnicas de otimização por Algoritmos Genéticos no planejamento do cronograma de um projeto de revitalização de um campo maduro de petróleo, com enfoque no sequenciamento ótimo das atividades de interligação e abertura de poços.

O declínio na produção dos campos do pós-sal que se encontram há mais de 40 anos em exploração propiciam o crescimento de projetos com foco nas suas revitalizações. Projetos com este perfil apresentam como particularidade muitos poços em seu escopo, resultando em um planejamento de cronograma mais complexo e desafiador.

A complexidade desta etapa no planejamento abre espaço para novas formas de avaliação, sendo a otimização por Algoritmos Genéticos particularmente muito adequada. O trabalho procura aplicar este tipo de algoritmo em um cronograma de forma a poder avaliar a sua efetividade e os ganhos resultantes.

Serão apresentados os ganhos obtidos, em termos de incremento na curva de óleo e consequente receita e VPL, através da utilização destas técnicas por meio da aplicação do algoritmo genético disponível na ferramenta Excel em um modelo proveniente de um cronograma de um projeto de revitalização de um campo maduro.

ABSTRACT

This work demonstrates the potential of applying genetic algorithms optimization techniques in planning the schedule of a project to revitalize a mature oil field, with a focus on the optimal sequencing of interconnection and well-opening activities. The decline in production in the post-salt fields that have been under exploitation for more than 40 years propitiates the growth of projects focusing on their revitalization. Projects with this profile have as particularity, the large number of wells in their scope, resulting in a more complex and challenging schedule.

The complexity of this stage in planning opens space for new forms of assessment, with optimization by genetic algorithms being particularly suitable. This

work seeks to apply this type of algorithm in a schedule to evaluate its effectiveness and the resulting gains.

The gains obtained will be presented, in terms of increase in the oil curve and consequent revenue and NPV, using these techniques by the application of the genetic algorithm available in the excel tool in a model derived from a project revitalization project schedule. mature field.

Sumário

Sumário

1.	INTRODUÇÃO.....	5
1.1.	MOTIVAÇÃO	6
1.2.	OBJETIVOS DO TRABALHO	7
1.3.	DESCRIÇÃO DO TRABALHO.....	7
2.	DESCRIÇÃO DO PROBLEMA	9
2.1.	Breve histórico dos campos do pós-sal	10
2.2.	Perfil dos projetos de desenvolvimento da produção	12
2.3.	Os principais recursos de um projeto de desenvolvimento da produção: as embarcações	16
2.4.	Descrição das principais atividades de interligação de poços submarinos.....	18
2.4.1.	Tipos de poços	19
2.4.2.	Esquema de um poço submarino	20
2.4.3.	Operações de interligação dos poços: CVD e Pull in	24
2.4.3.1.	Conexão Vertical Direta (CVD)	24
2.4.3.2.	CVD de 1ª extremidade.....	24
2.4.3.3.	CVD de 2ª extremidade.....	25
2.4.3.4.	Pull In	25
2.4.3.4.1.	Pull in de 1ª extremidade	25
2.4.3.4.2.	Pull in de 2ª extremidade	26
2.4.3.5.	Conexão Vertical Direta (CVD) de 1ª extremidade com pull In de 2ª extremidade.....	26
2.4.3.6.	Pull In de 1ª extremidade com CVD de 2ª extremidade	27
3.	METODOLOGIAS.....	28
3.1.	Busca Local	31
3.2.	Hill Climbing	32
3.3.	Busca Tabu (Tabu Search)	32
3.4.	GRASP	34
3.5.	Algoritmos Genéticos (AG).....	37
4.	ARQUITETURA DO SISTEMA PROPOSTO.....	43
4.2.	Premissas consideradas.....	44
4.3.	Modelagem do sistema proposto.....	44
4.5.	Resultados alcançados.....	47
5.	RESULTADOS	52
6.	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	54

1. INTRODUÇÃO

Um projeto é uma série de tarefas que precisam ser concluídas para se chegar a um resultado particular. Também pode ser definido como um conjunto de entradas e saídas necessárias para atingir um objetivo específico. Podem variar de simples a complexos sendo gerenciados por uma ou várias pessoas. Eles são frequentemente delegados a um gerente ou executivo que possui uma equipe incumbida no gerenciamento do orçamento, planejamento, logística e execução em tempo hábil. Às vezes, prazos podem ser estipulados ou o empreendimento apresentar uma limitação de tempo para a sua implementação.

Para a sua boa produtividade, a equipe o divide em tarefas individuais de forma a poder proporcionar uma melhor accountability. Esta divisão é conhecida como planejamento do cronograma do projeto. Segundo as boas práticas do PMBok (Project Management Body of Knowledge), o processo é executado após a definição da EAP (Estrutura Analítica do Projeto) que representa o escopo do projeto aberto por fases, etapas, de forma a conter tudo que se pretende realizar e construir.

Quando a equipe de gerenciamento do projeto procede ao planejamento do cronograma, eles associam ao longo do ciclo de vida do projeto às tarefas individuais. Muitas vezes há uma série de fatores que podem influenciar o comportamento do cronograma. No entanto, quase todos os fatores remontam a um denominador comum, a falta ou abundância de recursos. É aqui que entra o conceito de cronograma com recursos limitados, ou seja, aquele cujas datas de início e término das atividades refletem diretamente a disponibilidade de todos os recursos em questão. Normalmente, uma programação com recursos limitados não terá datas de início antecipadas ou atrasadas.

A limitação dos recursos evoca a necessidade de otimização. Assim, encontrar o ótimo seria maximizar a execução do cronograma, dado um determinado número de recursos. Desta forma, o processo de otimização e, assim, seus vários métodos, tornam-se de extrema importância neste cenário (Hartmann, 1997).

No segmento de petróleo e gás, existem diversos trabalhos que abordam este tema. Dentre os quais devem ser citados os trabalhos de Lamas, Botechia, Schiozer e Delshad (2017), "Optimization for Drilling Schedule of Wells in the Development of Heavy Oil Reservoirs", de Rodrigues (2009), "Otimização de Custo de Lançamento de

Linha utilizando Algoritmos Genéticos” e de Abreu (2012), “Otimização de Custo de Lançamento de Linha utilizando Algoritmos Genéticos”, que abordam esta questão propondo como alternativas metodológicas a aplicação de algoritmos de otimização, dentre os quais ao Algoritmos Genéticos.

1.1. MOTIVAÇÃO

A motivação do projeto surgiu quando se vislumbrou, no planejamento do cronograma de um empreendimento de revitalização de um campo maduro, potenciais ganhos através da aplicação de técnicas de otimização. Usualmente, o enfoque nesta etapa do processo se limita ao nivelamento de recursos, ou seja, a tentativa de alocar os recursos disponíveis às atividades planejadas. Neste momento, as tarefas são sequenciadas levando-se em consideração a disponibilidade do recurso na data planejada. Esta forma de atuação pode ser apurada com a realização de uma análise complementar que foque na otimização da curva de óleo do empreendimento através da proposição do melhor sequenciamento de poços levando em consideração, além da disponibilidade do recurso, as características dos poços, tais como sua vazão, tipo de interligação e outras características.

Esta lacuna no processo de planejamento de cronograma, sobretudo em um projeto de revitalização, onde, como já visto, há uma grande quantidade de poços e conseqüentemente, muitas atividades de interligação e entrada em operação, pode ser preenchida através de uma etapa de otimização.

Como descreve Abreu (2012):

“Uma das tarefas mais importantes da Engenharia de Reservatórios é definir a estratégia de produção. Isso significa estabelecer, dentre outras coisas, quantidade, características, localização, planejamento operacional e cronograma de abertura dos poços, a fim de maximizar a recuperação de óleo e o valor presente líquido (VPL) do projeto. Assim, a definição da melhor estratégia de produção representa um problema de otimização complexo, devido à quantidade de variáveis envolvidas. Geralmente, muitas dessas etapas são executadas manualmente, demandando assim muito tempo e esforço por parte do especialista. A disponibilidade de uma ferramenta computacional, que possa auxiliar o especialista em parte desse processo, pode ser

de grande utilidade tanto para a obtenção de respostas mais rápidas, quanto para a tomada de decisões mais acertadas.”

1.2. OBJETIVOS DO TRABALHO

O objetivo deste trabalho é demonstrar o potencial do uso do método de otimização do Algoritmo Genético e sua aplicabilidade no planejamento de um cronograma de um projeto de revitalização de um campo maduro. Para tanto, tomou-se como base o planejamento do cronograma de um projeto de revitalização de um campo maduro e aplicou-se um processo de otimização por Algoritmos Genéticos. Posteriormente, foi comparado o resultado encontrado contra o planejamento original. Verificou-se um ganho na curva de óleo do projeto o que proporcionou uma melhoria em seus indicadores econômicos. Assim, percebeu-se que tal processo traz ganhos efetivos a um projeto deste tipo podendo ser replicado para o planejamento do cronograma de outros que também apresentem as mesmas características.

O que se desenvolveu no trabalho pode ser elencado abaixo:

- Proposta de um modelo derivado do cronograma planejado de um projeto de revitalização
- Aplicação neste modelo de um processo de otimização
- Comparação dos resultados obtidos contra os originais
- Mensuração dos ganhos na aplicação deste processo.

1.3. DESCRIÇÃO DO TRABALHO

Este trabalho tem como proposta apresentar as metodologias de otimização mais conhecidas, suas particularidades e a aplicação em um cronograma de sequenciamento de interligação e entrada em operação de poços em projeto de desenvolvimento da produção de um campo maduro. Para tanto, utilizou-se o add-in “Solver” em uma planilha com as principais informações dos poços a serem

interligados. Procurou-se maximizar a produção incremental, ou seja, a curva de óleo decorrente destas atividades, de maneira a promover a maior receita possível do projeto, permitindo a maximização do seu VPL.

Os projetos de revitalização de campos maduros apresentam uma característica particular, diferentemente de projetos de desenvolvimento da produção de novos campos que reside na grande quantidade de poços a serem interligados e colocados em operação. A grande quantidade torna esta etapa do cronograma longa, podendo perdurar por até 2 anos. Maximizar a receita deste período passa a se tornar extremamente significativa para os indicadores econômicos do projeto.

Para tanto, é abordado no capítulo 2 a descrição do problema, procurando-se demonstrar o crescente potencial de crescimento dos projetos de revitalização na carteira das Petrolíferas e o perfil e diferenças destes em relação aos de desenvolvimento da produção de campos do pré-sal. Também aqui são apresentadas e explicadas as principais embarcações utilizadas nas atividades de interligação e entrada em operação de poços. Por fim, descreve-se estas atividades para melhor entendimento do problema para sua otimização.

No capítulo 3 são apresentadas as diversas técnicas de otimização, sendo apresentados os seus algoritmos e seus principais conceitos e restrições. Para tal, se conceitua problemas NP, as necessidades exponenciais de poder de processamento diante do número gigantesco de soluções a serem avaliadas, o espaço de busca e os métodos heurísticos: Hill Climbing, Tabu Search, GRASP e Algoritmos Genéticos.

Já o capítulo 4, entra-se mais especificamente na solução proposta, a sua aplicação sobre o modelo criado, as variáveis utilizadas e ferramentas que permitiram o processo de otimização. Também lá, são descritas as restrições e premissas adotadas diante das limitações de processamento.

No capítulo 5, são apresentados os resultados obtidos. Estes são comparados com o planejamento original para avaliar potenciais ganhos com o processo.

Por fim, no capítulo 6, realiza-se uma conclusão do trabalho, com uma avaliação dos prós e contras do uso da técnica de otimização aplicada. Revela-se que, apesar de uma simplificação do modelo, ainda assim a aplicação da metodologia proposta trouxe ganhos para o projeto através do incremento da curva de óleo no período de interligação e entrada em operação dos poços, demonstrando a sua utilidade e possibilidade de replicação para demais projetos de revitalização.

2. DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

A indústria do petróleo vive um novo momento com o ciclo de renovação das concessões dos campos de pós sal. Conhecidas como campos maduros, apresentam períodos de exploração iniciadas há mais de 25 anos e passam na atualidade por um declínio de produção. Conforme descreve a Agência Nacional do Petróleo, ANP (2018), em sua Nota Técnica no 004/2018/SDP:

“O ciclo de vida de um campo é reproduzido na figura abaixo, extraído deste mesmo relatório, onde é retratado na fase da maturidade o declínio da produção, menor retorno financeiro e uma premente necessidade de novos investimentos para buscar a redução deste declínio.”

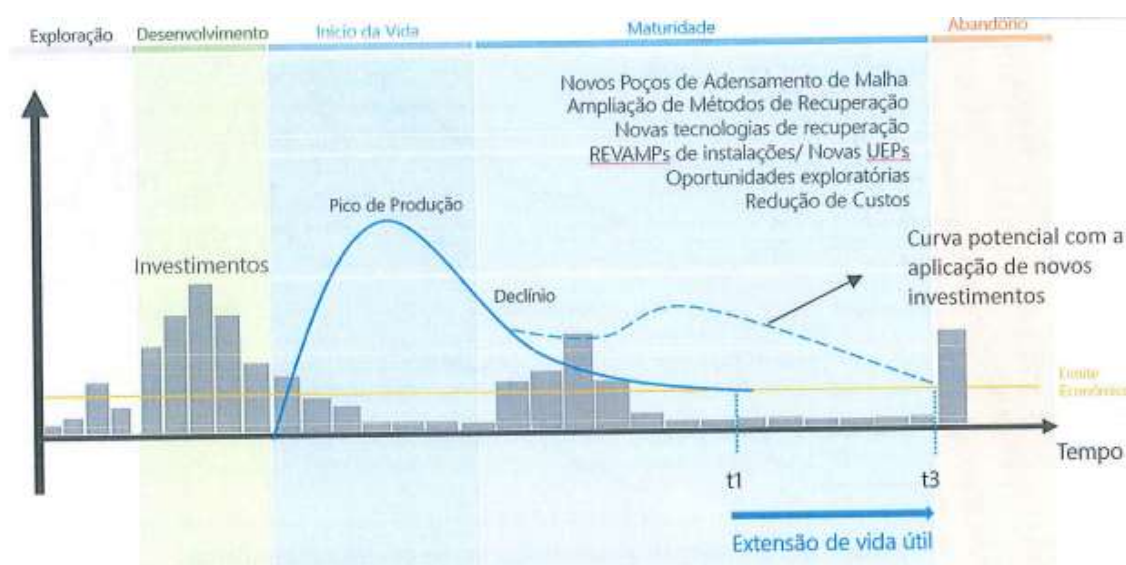


Figura 1: Ciclo de vida de um Campo de Petróleo (reprodução da Nota Técnica no 004/2018/SDP, ANP)

No Brasil, segundo a Agência Nacional do Petróleo (ANP), encontram-se em operação há mais de 25 anos em torno de 200 campos, com declínio de produção. Para piorar este cenário, a maior parte dessas bacias apresentam volumes futuros estimados de produção expressivamente inferiores aos já produzidos. Sem considerar as reservas do pré-sal, a ANP estima que 70% das reservas nacionais já foram produzidas. No seu boletim de Recursos e Reservas de Petróleo e Gás Natural de

2020, a ANP já apontava o decréscimo das reservas do pós-sal e um movimento ascendente das do pré-sal. No gráfico (Gráfico 1) abaixo, percebe-se tal fenômeno através da curva descendente das reservas do pós-sal ao longo de 8 anos, de 2010 a 2018. Vale uma explicação sobre reservas 1P e 3P. A primeira (reservas 1P), também denominada de “reservas provadas” retrata a quantidade de petróleo que a análise de dados de geociências e engenharia indicam com razoável certeza, como recuperáveis comercialmente, na data de referência. Já as reservas 3P, denominadas de “Reservas Possíveis” representam a quantidade de petróleo que a análise de dados de geociências e a engenharia aplicada para sua exploração apontam como menos provável de se recuperar.

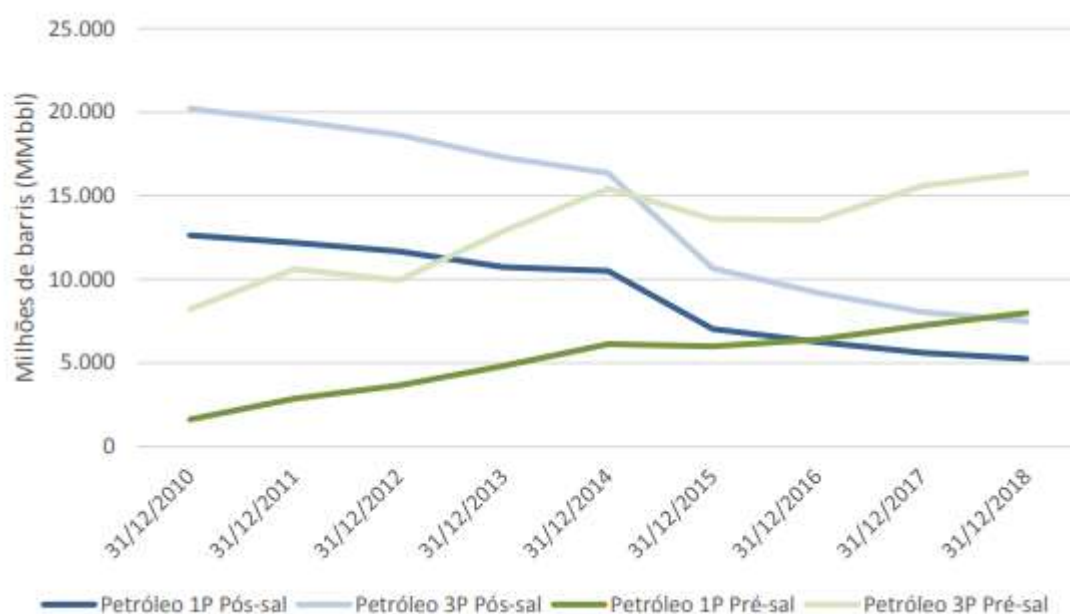


Gráfico 1: Evolução das reservas 1P e 3P do pós-sal e pré-sal

2.1. Breve histórico dos campos do pós-sal

A Bacia de Campos é considerada a maior reserva petrolífera da plataforma continental brasileira com cerca de 100 mil quilômetros quadrados, e se estende do estado do Espírito Santo nas imediações da cidade de Vitória, até Arraial do Cabo, no litoral norte do Estado do Rio de Janeiro. Atualmente possui 55 campos, dos quais 36 são considerados maduros (atingiram o pico da produção). A sua relevância na

produção nacional despontou na década de 70, quando houveram a descoberta das maiores reservas de petróleo do país até então. Foram elas:

1. 1977: Campo de Enchova, pela primeira vez o país produz a 120 metros de lâmina d'água;
2. 1981: o campo gigante de Albacora;
3. 1985: o campo gigante de Marlim;
4. 1996: o campo gigante de Roncador.

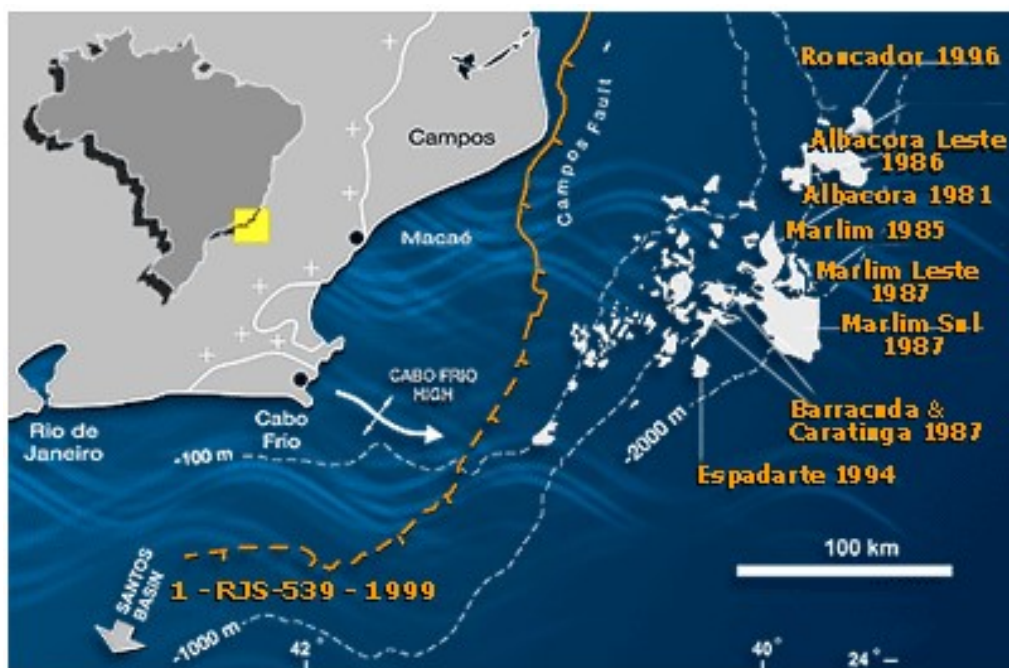


Figura 2: Mapa com os principais projetos de exploração de petróleo do pós-sal da Bacia de Campo

2.2. Perfil dos projetos de desenvolvimento da produção

Atualmente os projetos de desenvolvimento da produção de petróleo off-shore podem ser divididos em dois grandes blocos: os projetos do pós-sal e os do pré-sal. Percebe-se, ao longo da história, a atuação em lâminas de água cada vez mais profundas, saindo dos 120 metros de Garoupa, na década de 70, até os atuais 3.160 metros de Garoupa, na camada pós-sal, e os 5.300 metros, já na camada do pré-sal, de Iracema Sul, conforme ilustra a figura abaixo.

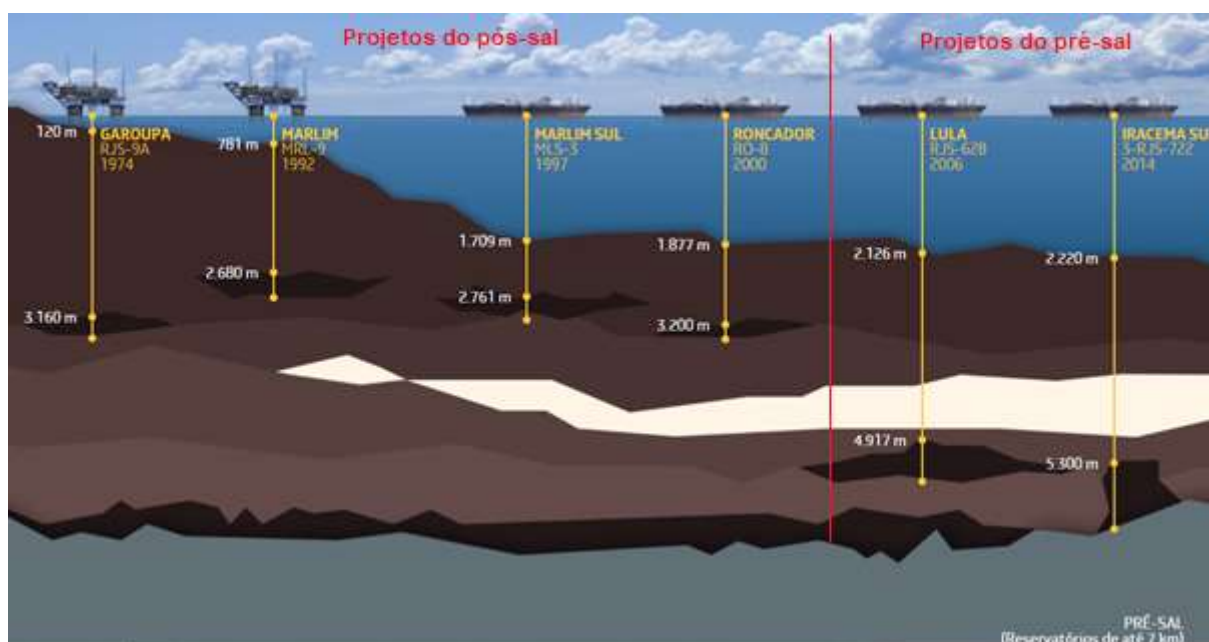


Figura 3: Características dos projetos de desenvolvimento da produção em campos off-shore

Além da profundidade das lâminas de água e dos reservatórios, outra importante característica que diferem estes dois grandes blocos de projetos é a produtividade dos poços. Os do pós-sal apresentam uma produção média diária de 3,3 mil barris. Já os do pré-sal alcançam produções recordes de até 42 mil barris por dia, ou seja, 13 vezes maior. Esta altíssima produtividade é comparável aos poços on-shore do oriente médio na década de 80 (ANP, 2018). Sendo atualmente um dos mais produtivos do mundo, superando todos os grandes produtores, conforme retrata o gráfico abaixo (Gráfico 2). Como a produção do pré-sal é recente, ela é apresentada no gráfico com um ponto e não uma linha como nas demais áreas.

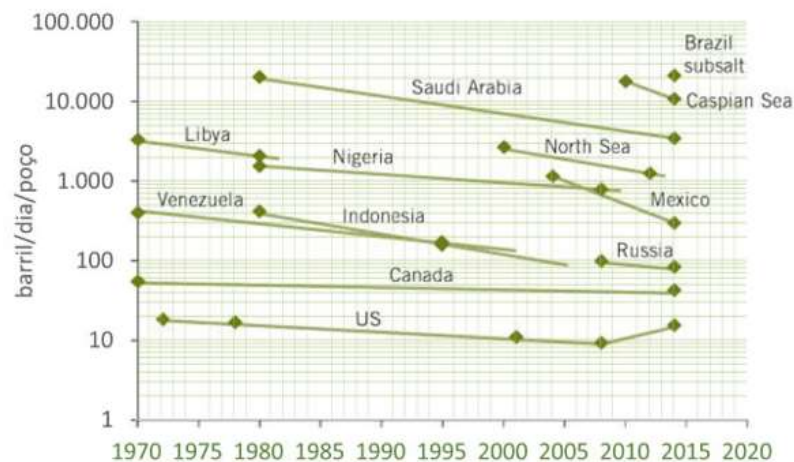


Gráfico 2: Produtividade Inicial de poços em diversas regiões do mundo
(Sandrea and Goddard, 2016, New reservoir-quality index forecasts field well-productivity worldwide, Oil & Gas Journal)

Diante tal cenário, os projetos de revitalização dos campos maduros do pós-sal, apresentam uma complexidade maior no seu planejamento e execução. Se baseiam no remanejamento de um grande número de poços em produção, com baixa produtividade em relação aos do pré-sal, de forma a possibilitar que o empreendimento se torne economicamente viável. Estes projetos vão focar na extensão de vida dos poços e suas estruturas de subsea e na segurança operacional e ambiental. As unidades de produção instaladas, por sua vez, tenderão a ser substituídas por novas, adaptadas ao tratamento de óleo extraído com maior presença de água, diante da crescente necessidade de reinjeção desse elemento, como forma de manter a pressão do reservatório. Na tabela abaixo são listados os principais projetos do pré-sal e um projeto de revitalização, no pós-sal.

Camada	Nome do Campo	Unidade	Petróleo (bpd)	Gás Natural	Quantidades aproximadas de Poços Produtores	Vazão média de um poço (bbl/dia)	Quantidades aproximadas de Poços Injetores
Pré-sal	Lula	FPSO - Cidade Angra dos Reis	100.000	5.000.000	7	15.000	5
Pré-sal	Lula	FPSO - Cidade de Itaguaí	150.000	8.000.000	8	15.000	8
Pré-sal	Lula	FPSO - Cidade de Mangaratiba	150.000	8.000.000	8	15.000	8
Pré-sal	Lula	FPSO - Cidade de Maricá	150.000	6.000.000	8	15.000	6
Pré-sal	Lula	FPSO - Cidade de Paraty	120.000	5.000.000	6	15.000	6
Pré-sal	Lula	FPSO - Cidade de Saquarema	150.000	6.000.000	8	15.000	7
Pré-sal	Lula	P-66	150.000	6.000.000	7	15.000	6
Pré-sal	Lula	P-69	150.000	6.000.000	6	15.000	4
Pré-sal	Lula	P-67	150.000	6.000.000	6	15.000	3
Pós-sal	Marlim	UEP1 (ainda não possui nome)	80.000	7.000.000	25	3000	20
Pós-sal	Marlim	UEP2 (ainda não possui nome)	70.000	4.000.000	20	3000	15

Tabela 1: Perfil dos projetos do pré-sal e pós-sal

Percebe-se, assim, que um projeto de revitalização para se tornar economicamente viável deverá compreender uma quantidade pelo menos quatro vezes maior de poços produtores do que os do pré-sal. Diante essas diferenças, o planejamento do projeto apresenta um nível maior de dificuldade e complexidade que até então não eram enfrentados.

Um projeto é conceituado como um empreendimento temporário, com data de início e fim, com objetivo de criar ou aperfeiçoar um produto ou serviço (PMI, 2018). A sua fase de planejamento compreende, entre outras atividades, a confecção de um cronograma com a respectiva alocação dos recursos necessários para realizá-lo. A distribuição dos recursos necessários para a realização das tarefas é feita na programação do cronograma do projeto. Logo, é uma atividade vital no planejamento e controle do empreendimento, dado o impacto que provoca no seu plano físico-financeiro. Também conhecida como nivelamento de recurso, ela procura ajustar o início agendado das atividades aos recursos disponíveis naquele momento do planejamento. Em outras palavras, a quantidade de recursos disponíveis para um

projeto impacta diretamente no seu prazo, podendo inclusive ser responsável potenciais atrasos.

Assim, deve-se realizar uma análise dos picos e depressões de demandas de recursos ao longo do cronograma de forma a tentar suavizá-los pelo sequenciamento de atividades. O nivelamento pode ser tão simples quanto reatribuir as tarefas de recursos super alocados para recursos sub alocados ou atrasar a data de início das atividades até os recursos necessários estarem disponíveis, como também pode se desenvolver em uma troca complexa entre a duração do plano e a disponibilidade dos recursos.

O nivelamento de recursos permite que os gestores do projeto identifiquem os "recursos críticos", ou seja, aqueles que atrasarão a data de término do projeto se não estiverem disponíveis para a realização das atividades no momento planejado. Ele é idealmente integrado à programação e atualização para garantir as melhores compensações possíveis entre recursos e tempo. Normalmente, as atividades atrasadas têm a maior flutuação livre disponível e o menor número de recursos atribuídos (Pinedo, 1995).

Assim, os recursos devem ser nivelados para realocar atividades de forma que estas os tenham disponíveis no momento de sua execução. Em outras palavras, o nivelamento de recursos não deveria atrasar a data de conclusão, porém, pode ser uma das suas principais causas. Se o resultado do nivelamento de recursos leva a um atraso na data de conclusão do empreendimento, estes se tornam uma restrição inevitável. Uma abordagem alternativa para o plano do projeto passa a ser necessária. A otimização da alocação destes recursos transforma-se em uma tarefa de suma importância para não impactar o andamento do projeto como para viabilizar sua conclusão no tempo planejado.

Toda a exploração de um campo de hidrocarbonetos visa maximizar o seu valor presente líquido - VPL (Lamas, 2017). O VPL é uma das métricas mais importantes para a avaliação da viabilidade econômico-financeira de um projeto. Ele representa o valor presente de recebimentos futuros descontado de uma taxa mínima de atratividade. Assim, ele consiste em trazer para o presente todos os fluxos de caixa de um projeto de investimento, somando-os ao montante inicial. Para tanto, algumas premissas devem ser assumidas, como a duração do empreendimento e a sua estimativa de receita e de despesas. Nas despesas, devem ser compreendidas tanto

o investimento para viabilizar o início da exploração do campo, valor conhecido como CAPEX (Capital Expenditure) como as despesas posteriores decorrentes da operação, denominada OPEX (Operational Expenditure). Já as receitas são estimadas pela curva de produção do reservatório que por sua vez depende da quantidade de poços produtores e injetores. Os primeiros vão proporcionar a efetiva exploração do petróleo e os segundos a manutenção do balanço de massa, ou seja, a manutenção de uma pressão no reservatório que permitirá a continuidade desta exploração. Por compreender em seu cálculo uma variável temporal, a sua maximização ocorrerá com a maior antecipação possível das receitas e a máxima postergação das despesas no tempo. Para tanto, o planejamento da produção em escala ótima deve considerar as características dos seus reservatórios, dos seus poços, as variáveis operacionais e econômicas e suas restrições.

2.3. Os principais recursos de um projeto de desenvolvimento da produção: as embarcações

Assim como a avaliação econômico-financeira, um empreendimento de desenvolvimento da produção de um campo de petróleo necessita o planejamento da disponibilidade de vários recursos. Para os projetos de revitalização de campos maduros, onde a principal atividade será de remanejamento de poços existentes para outras plataformas mais modernas, o recurso mais relevante é o PLSV (Pipe Laying Support Vessel) (Rodrigues, 2009). Estes barcos são responsáveis pelo lançamento de dutos para a interligação dos poços às novas plataformas ou aos sistemas submarinos. Os dutos também são chamados de linhas.



Figura 4: Imagem de 2 PLSVs (Pipe Laying Supply Vessel)

Os principais equipamentos que compõem o PLSV e auxiliam na operação de lançamento dos dutos, são: a bobina, os tensionadores, os guinchos, as cestas, o ROV e, por fim, o sistema DP (“dynamic position”).

A bobina armazena os dutos durante o transporte até o local de lançamento. Quando utilizados em carregamentos de dutos rígidos, os carretéis devem possuir um diâmetro interno grande, a fim de diminuir as deformações plásticas às quais os dutos estarão submetidos durante o enrolamento.

Os tensionadores (Figura 5) apoiam o lançamento ou recolhimento dos dutos durante o processo de instalação. Eles são constituídos por “lagartas” similares a esteiras de trator, que pressionam as bordas do duto uniformemente ao longo de um determinado comprimento, gerando o atrito necessário para suportar o seu lançamento.

Os guinchos são responsáveis pela transferência de cargas, abandono e recolhimento das linhas no leito marinho. Possuem normalmente alta capacidade e são projetados para o uso offshore. As cestas (Figura 6) são os locais responsáveis pelo acondicionamento das linhas carregadas e que serão lançadas.

O ROV (Remotely Operated Vehicle) é um veículo de operação remota de extrema importância nas operações subsea, pois são os olhos e as mãos dos homens no fundo do mar. São classificados de acordo com as tarefas que realizam: de observação e de intervenção. Quando as embarcações PLSVs não possuem ROV é necessária a utilização de embarcações RSV para dar apoio nestas operações.

Por fim, o sistema DP (“dynamic position”) controla automaticamente a posição e aproamento de uma embarcação por meio de propulsão ativa através de thrusters azimutais ou fixos, acionados por um complexo sistema de controle de posição dinâmica (GPS, DGPS, Anemômetros etc.). O controle da posição e o movimento de um PLSV é crucial para o sucesso da operação de lançamento, uma vez que é utilizada para posicionar o TDP (Touch Down Point) e para limitar e controlar as cargas sobre o duto. Se o navio de lançamento derivar para os lados ou girar, o duto poderá dobrar na região próxima ao TDP e poderá facilmente avariar-se.



Figura 5: Tensionador, embarcação PLSV Skandi Vitória



Figura 6: Cesta, embarcação PLSV Skandi Vitória

2.4. Descrição das principais atividades de interligação de poços submarinos

Por possuir recursos limitados, a otimização do cronograma planejado de um projeto de revitalização de campos maduro torna-se uma tarefa de suma importância. Na análise deste cronograma, naquelas atividades que permitem a antecipação de receita, destacam-se as interligações e entradas em operação dos poços produtores.

A sequência de entrada em operação dos poços é denominada de ramp up e seu tempo de duração é um importante indicador a ser acompanhado, dado o seu impacto direto no VPL do projeto. Quanto mais rápido produzir com as maiores vazões, melhor se tornará o VPL do empreendimento. Como a produção é o somatório do conjunto de poços produtores, maximizar a produção em um mínimo espaço de tempo torna-se o desafio a ser alcançado.

Para a otimização de um cronograma, faz-se necessário o entendimento das atividades que o compõem. Para uma melhor compreensão destas, deve-se conhecer como os poços submarinos funcionam, o que será apresentado a seguir.

2.4.1. Tipos de poços

Em um campo de petróleo offshore existem dois tipos de poços: os produtores e os injetores. Os poços produtores são responsáveis pela elevação do óleo do reservatório até a unidade onde ocorrerá seu processamento. Eles podem ser surgentes, ou seja, possuir pressão suficiente para trazer o óleo do reservatório até a unidade de produção, ou, não surgentes, não possuindo tal pressão. Quando isso ocorre se faz necessária a utilização de métodos de elevação artificiais tal como o gás lift que consiste na injeção de gás na coluna do poço de forma que o óleo proveniente do reservatório se misture com ele facilitando a sua elevação para a unidade de produção (plataforma).

Desta forma, no poço produtor irá se conectar 3 linhas: a linha de produção, o umbilical (UEH) e a linha anular ou gás lift. A linha de produção transporta o óleo do poço até a plataforma, o umbilical é usado para controlar a abertura e o fechamento das válvulas do poço, já a linha anular ou gás lift, conforme já visto, é usado para diluir o óleo com gás, pressurizando o poço, para facilitar o escoamento do óleo. Quando o óleo chega à plataforma ocorre o processo de separação do gás, óleo, água e demais contaminantes. Como a maioria dos reservatórios possui gás associado ao petróleo, o inventário de gás produzido é maior do que aquele injetado. Assim, parte do gás, após receber tratamento, permanece no processo de exploração, sendo reinjetado nos poços para o gás lift, enquanto a maior parte é escoado através de gasoduto para terra.

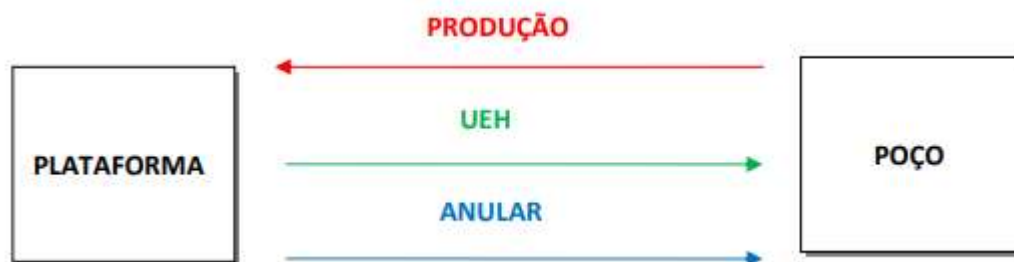


Figura 7: Sentido dos fluxos dos líquidos

A injeção de água nos reservatórios também se apresenta como um método de elevação. Ela tem como propósito a manutenção da pressão dentro do reservatório, repondo a massa, através da injeção de água, que está sendo retirada pela exploração do petróleo. Desta forma, os poços de injeção são compostos de 2 linhas: a linha de injeção de água e o umbilical de controle (UEH). A primeira não trabalha com óleo, tão pouco com gás, apenas com água proveniente do mar, tratada pela plataforma.



Figura 8: Sentido dos fluxos dos líquidos

2.4.2. Esquema de um poço submarino

O poço submarino (Figura 9) é composto pelas seguintes partes: conjunto ANM (árvore de Natal molhada), alojado sobre a cabeça do poço; a coluna que desce dentro do poço sendo responsável pela coleta do petróleo; o anular, espaço entre a coluna e

o poço onde se injeta o gás para a realização do gas-lift. Na coluna ficam alojados os mandris com o objetivo de misturar no petróleo, o gás injetado.

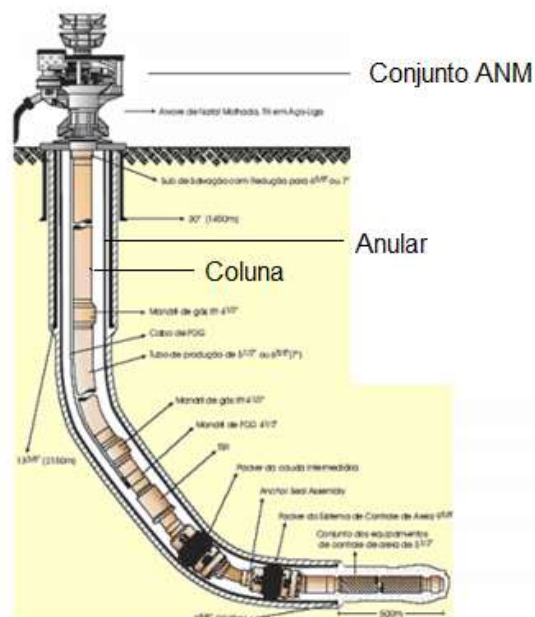


Figura 9: Esquema de um poço produtor submarino

O conjunto ANM (Figura 10) apresenta os equipamentos na cabeça de poço que tem o objetivo de controlar a interface entre o poço e as linhas de coleta/umbilical/serviço. Ele possui 5 principais componentes que são: a Tree Cap (capa da árvore), a ANM (árvore de Natal molhada propriamente dita), o MCV (módulo de conexão vertical), a BAP (base adaptadora de produção) e o Housing / TH (tubing hager).

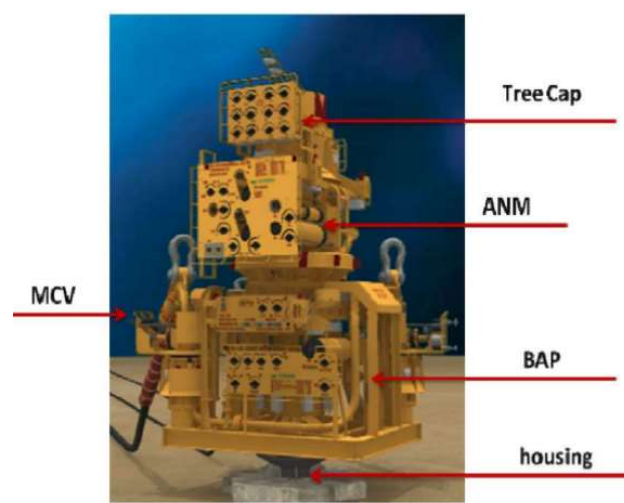


Figura 10: Conjunto ANM (Árvore de Natal Molhada)

A BAP tem a função de interligar as linhas ao bloco ANM. Nela são encontradas os MCVs e os funis guia. Os MCVs são os locais onde as linhas se conectam com a ANM e, conseqüentemente com o poço, permitindo o escoamento do petróleo para a plataforma (poço produtor) ou a injeção de água para o reservatório (poço injetor). Segundo Bremenkamp (2017):

“Ele é o que viabiliza a conexão dos dutos e umbilicais aos equipamentos sem o auxílio de um mergulhador, utilizando como principal fonte de energia a força da gravidade.”

Seu lançamento é feito via cabo por um PLSV, e a sua conexão realizada por um ROV, em um painel similar ao presente na BAP. A forma de lançar as linhas dependerá do sistema de lançamento da embarcação. Existem PLSV com mais de um sistema de lançamento conhecidos como multilinhas. Estes barcos são capazes de lançar até 3 linhas simultaneamente. Já os que lançam apenas 1 linha por vez são conhecidas como monolinhas.

Conforme explica Ferreira (2013):

“A embarcação multilinha ao interligar um poço de produção lança ao mesmo tempo as linhas de produção, UEH e anular e ao interligar o poço de injeção de água lança simultaneamente as linhas de injeção de água e UEH. Esta operação de lançamento simultâneo é mais rápida que a operação individual, porém só é possível quando o Módulo de Conexão Vertical (MCV) for capaz de suportar o peso das 2 ou 3 linhas conectadas a ele.”

Assim, o fator de definição de uma operação simultânea ou individual reside na carga (catenária) que o MCV poderá suportar. Esta carga depende diretamente da profundidade do poço. Quando as operações são realizadas em lâminas de água rasas onde os comprimentos de linhas são menores, a embarcação consegue suportar a carga de 2 ou 3 linhas. Já, em águas profundas, como os comprimentos de linhas serão bem maiores, a operação se torna inviável devido a carga excessiva.

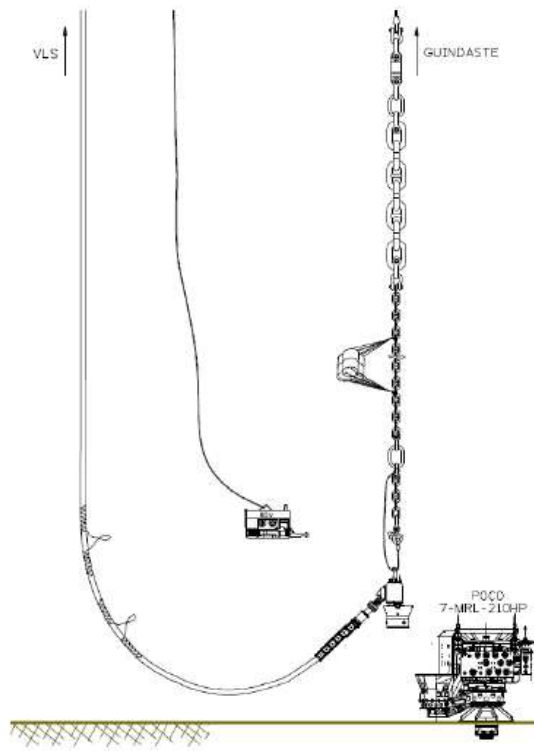


Figura 11: Lançamento de um MCV



Figura 12: MCV Duplo, conexão de 2 linhas simultâneas

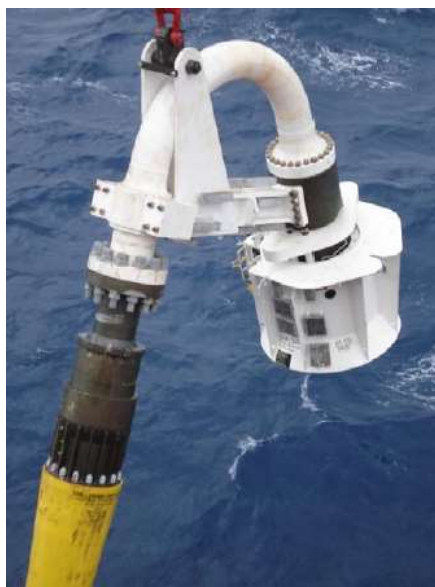


Figura 13: MCV Singelo, conexão de 1 linha

2.4.3. Operações de interligação dos poços: Conexão Vertical Direta (CVD) e Pull in

Serão abordadas as operações CVD e Pull in, consideradas duas operações importantíssimas para as embarcações PLSVs e principal atividade que se deseja otimizar no cronograma de planejamento de um projeto de revitalização. Normalmente a realização de uma operação é seguida de outra, conforme explica Silveira (2013).

2.4.3.1. Conexão Vertical Direta (CVD)

A operação “Conexão Vertical Direta” é o processo de interligação entre equipamentos realizados no fundo do mar. As conexões verticais diretas podem ser realizadas em primeira extremidade ou em segunda extremidade.

2.4.3.2. CVD de 1ª extremidade

O MCV (Módulo de conexão vertical) é conectado à extremidade inicial de uma linha em uma embarcação PLSV, sendo em seguida descido até o local de interligação com o equipamento submarino. Conforme explica Ferreira (2013), para a CVD de 1ª é necessário obedecer ao ângulo de aproximação para que o encaixe obedeça aos limites máximos definidos pelo fabricante do equipamento. O aproamento do PLSV

deverá ser mantido ao longo do tempo necessário à CVD e posteriormente até o fim dos testes de selo. Durante o processo de aproximação do conjunto MCV / linha, o sistema de DP será solicitado a realizar movimentos de 1m ou menos, dependendo da necessidade de posicionamento relativo durante o processo de aproximação.

2.4.3.3. CVD de 2ª extremidade

O equipamento é conectado à extremidade final de uma linha já conectada a alguma plataforma ou equipamento submarino, sendo em seguida descido até o local de interligação com o conjunto ANM. Diferentemente da CVD de 1ª, a direção de aproximação depende exclusivamente do track “lançamento” em direção ao equipamento submarino. Porém, para a CVD de 2ª é feita a formação de corcova (seio invertido formado a aproximadamente 20m da extremidade da linha) que exige um aproamento tal do PLSV que seja possível a instalação do cabo de um guincho para a formação da corcova. O aproamento do PLSV deverá ser mantido ao longo do tempo necessário à CVD e posteriormente até o fim dos testes de selo. Os testes de selo visam avaliar possíveis vazamentos nas conexões entre o MCV e a BAP.

2.4.3.4. Pull In

A operação de Pull in é realizada para a transferência da extremidade de uma linha para uma UEP (Unidade Estacionária de Produção). Para a sua realização, é feita a aproximação passo a passo do PLSV em direção à plataforma até ser mantida uma distância entre 30 e 35m. Em seguida é realizada a transferência de cabos mensageiros para a transferência do cabo principal que estará conectado às linhas de forma a permitir o pull in.

2.4.3.4.1. Pull in de 1ª extremidade

A operação de pull in é caracterizada como sendo de 1ª extremidade, quando a linha é transferida primeiramente para a plataforma, de onde parte o lançamento pelo PLSV para a conexão em 2ª extremidade em algum equipamento submarino. O pull in de primeira proporciona a vantagem de se trabalhar com cargas menores durante a transferência da extremidade inicial da linha para a plataforma, haja vista que o comprimento da linha em catenária dupla é pequeno e o peso da linha é dividido

entre a plataforma e o PLSV. A carga reduzida facilita a preparação da lingada instalada na extremidade da linha. O pull in de 1ª extremidade é utilizado em duas situações: quando o guincho da UEP não possui capacidade de carga suficiente para receber a linha em transferência de 2ª extremidade, ou em função de limitações dimensionais do sistema de lançamento do PLSV que possam se tornar impeditivos para a passagem da extremidade da linha pelos equipamentos de bordo. Nas operações de lançamento de umbilicais (UEHs) também tem sido utilizado o pull in de 1ª, para seguir o procedimento de pressurização a partir da Unidade de produção.

2.4.3.4.2. Pull in de 2ª extremidade

Essa operação é caracterizada como sendo de 2ª extremidade quando a linha é transferida ao final do lançamento para a plataforma, após o PLSV ter feito o lançamento da linha a partir de um equipamento submarino. Na operação de pull in de 2ª extremidade, as cargas são maiores já que deverá ser considerada toda a carga da catenária. Em geral, neste tipo de operação, a liberação da linha para a plataforma é realizada com auxílio de manilha hidroacústica. A transferência de carga é realizada de forma progressiva e a liberação da linha é realizada com a abertura da manilha hidroacústica com a profundidade próxima de 100m.

2.4.3.5. Conexão Vertical Direta (CVD) de 1ª extremidade com pull in de 2ª extremidade

Por facilidade de posicionamento do MCV no alvo e mais agilidade nas manobras, em geral, executa-se a operação denominada CVD de primeira com pull in de 2ª extremidade. A operação de pull in é caracterizada como 2ª extremidade, quando o bundle (conjunto de linhas flexíveis) ou a linha flexível é conectado primeiramente na árvore de Natal do poço ou manifold submarino, pelo PLSV, de onde parte o lançamento até a plataforma onde será feita a interligação. Neste caso, as cargas de pull in serão maiores, já que deverá ser considerado todo o peso da catenária e a linha normalmente cheia d'água.

A descida do MCV será realizada com o auxílio de um guindaste com guinchos, com monitoramento por ROV. No fundo, ocorre a aproximação lenta com a ANM, até o acoplamento ao hub da estrutura submarina. Isto feito, ele passará por um conjunto de testes através do sistema hidráulico do ROV (Hot-Stab) para a detecção de

possíveis vazamentos. O mesmo procedimento será adotado para as conexões de outras linhas flexíveis.

Após o procedimento de instalação e de lançamento do duto, o navio aproxima-se em preparação para transferência da linha. Nessa etapa ocorre a transferência do cabo principal (cabo de pull in) da plataforma para a embarcação de lançamento através de um cabo mensageiro. Após o cabo principal ser conectado ao riser a bordo da embarcação, esta irá começar o “pagamento” do riser dentro d’água (liberação do riser no navio para a água, à medida que for necessário).

Realiza-se então a descida do riser monitorada pelo ROV até, gradualmente, executar a transferência da carga da embarcação para o cabo principal do guincho de pull in da plataforma. As operações de pull in são finalizadas com o travamento dos risers no hang off da plataforma. Após o pull in do riser à plataforma, será realizada uma inspeção para confirmar a posição final da linha no fundo do mar, bem como a configuração final da catenária da linha na plataforma, incluindo a posição da conexão riser x flow, para confirmar o ângulo da catenária.

2.4.3.6. Pull In de 1ª extremidade com CVD de 2ª extremidade

A operação de Pull in é caracterizada como primeira extremidade, quando o bundle ou linha flexível é conectado primeiramente na plataforma, de onde parte o lançamento pelo PLSV, para conexão na árvore de Natal do poço ou manifold submarino. Essa conexão após o pull in é denominada CVD de segunda extremidade.

Esta operação tem como vantagem, o fato de se trabalhar com cargas menores, pois as linhas se encontram vazias e com a sua quase totalidade dentro do PLSV. Apesar dessa vantagem, quanto mais profunda for a lâmina d’água, maior dificuldade terá o PLSV em fazer a conexão de segunda na árvore ou manifold.

3. METODOLOGIAS

A programação de interligação e abertura de poços para a exploração ótima de campo maduro do pós-sal pode ser expressa genericamente como um problema de otimização combinatória, conforme explica Rodrigues (2009). Assim, o planejamento ideal do sequenciamento de interligações e entrada em operação de poços produtores ("ramp up ideal") será aquele que irá maximizar o VPL do empreendimento, diante as restrições de recurso de embarcação.

A partir da revisão da literatura, foi observado que existe uma grande classe de problemas de otimização combinatória. Assim, as técnicas de otimização se apresentam como um processo atuando sobre uma população e que possuem um espaço de busca compreendendo as soluções ótimas e viáveis. Elas apresentam as seguintes características:

- Uma entrada: definição dos dados que são recebidos;
- Soluções viáveis: atribuição de valores às variáveis do problema que satisfazem certas restrições do mesmo;
- Uma função objetivo: alguma função que atribui valores às soluções viáveis;
- Um Objetivo: encontrar uma solução que possui o melhor valor dentre todas as soluções viáveis.
 - Definição de melhor:
 - Maior: é buscado uma solução que maximiza o cálculo pela função objetivo (problema de maximização);
 - Menor: é buscado uma solução que minimiza o cálculo pela função objetivo (problema de minimização).

Desta forma, os problemas de programação de cronogramas determinísticos são parte de uma classe muito mais ampla de problemas de otimização combinatória (Kolisch, 1998). Para analisar esses problemas, as suas peculiaridades devem ser estudadas. Uma delas reside no tempo necessário para suas resoluções, tornando-se um grande limitador. Assim, o exame da complexidade desses problemas deve ser a base para a sua análise (Kolisch, 1996).

Diferentemente dos problemas de decisão que retornam um valor esperado, geralmente binário (0 ou 1), estes estão compreendidos na classe de problemas NP (Non-Deterministic Polynomial Time), ou seja, aqueles que ainda não possuem um algoritmo com uma solução eficiente em relação ao Tempo Polinomial, o que os torna umas das grandes questões ainda em aberto na ciência da computação (Galoneti, 2020). Eles são o inverso de problemas P, chamados de polinomiais pois possuem um tempo de resolução aceitável com os atuais computadores. Um dos problemas NP mais citados é o do caixeiro viajante, onde dado um ponto inicial e diversos pontos para entrega é necessário traçar uma rota encontrando o menor caminho a ser percorrido. A princípio, parece algo simples, porém, conforme crescem os números de pontos de paradas, aumenta a quantidade de opções de maneira muito rápida, onde por exemplo em uma rota com 19 pontos de parada um computador levaria 73 anos para calcular a melhor rota. Isto faz com que o computador seja incapaz de apresentar uma resposta satisfatória com um número maior de pontos de parada, caracterizando um problema NP.

Desta forma, entre os problemas NP, ou seja, aqueles que não possuem um algoritmo de otimização prático, encontram-se os mais desafiadores. A sua aplicabilidade em um modelo prático é revestida de grande complexidade, pois além da função de otimização, também devem ser retratadas várias restrições e objetivos adicionais. Saber que um problema é computacionalmente intratável sugere o uso de outras abordagens, sendo uma delas a abordagem heurística, onde poderão ser encontradas soluções quase ótimas. Como conceitua Gonçalves (2006):

“Heurísticas são regras, sugestões, guias ou técnicas que podem ser úteis em fazer progresso na direção da solução do problema.

Heurística era o nome de um ramo do estudo da Lógica, Filosofia ou Psicologia que estuda os métodos e regras do descobrimento e da invenção.

[...]

RACIOCÍNIO HEURÍSTICO é o raciocinar não com um fim rígido, mas com um final razoável e provisório cujo propósito é descobrir a solução do problema atual. Heurístico contrasta-se com algoritmo. Não há procedimento fixo que, se seguido passo a passo garante o sucesso na condução da tarefa. Logo, precisamos ser cautelosos ao estabelecer um número preciso de passos para resolver problemas.”

Assim, cada vez mais os estudiosos compartilham da opinião de que melhores resultados são obtidos quando uma heurística especial é projetada e ajustada para cada problema específico. Isso significa que as heurísticas devem ser baseadas nas considerações da situação particular.

Por outro lado, é útil trabalhar dentro de modelos que podem ser vistos como estratégias gerais para atacar um problema de otimização. Centenas de artigos de pesquisa foram publicados em heurísticas gerais e mesmo em particular, como, por exemplo, os algoritmos evolutivos, algoritmos de formigas e até redes neurais. Algumas heurísticas populares, incluindo algumas novas ou reinventadas, são aparentemente interessantes porque se baseiam em analogias a fenômenos naturais ou sociais, como os Algoritmos Genéticos que será apresentado mais à frente.

Segundo Johannes (2006), a figura abaixo ilustra as alternativas para a resolução de problemas de cronograma.

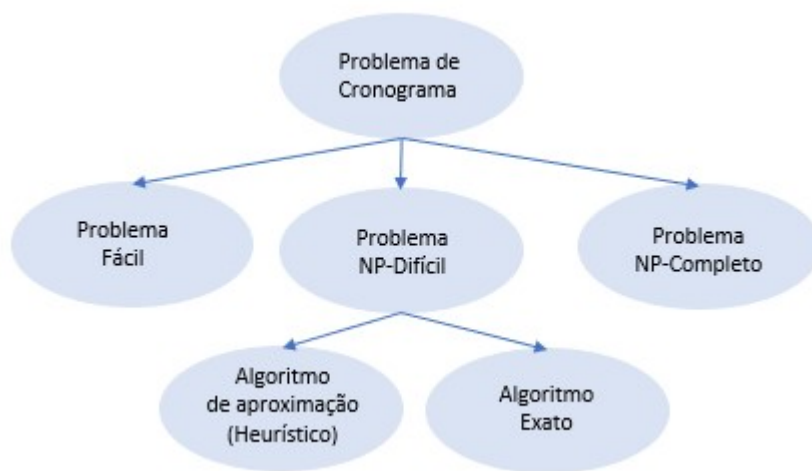


Figura 14: Alternativas para um problema de cronograma

Uma metaheurística é um procedimento de alto nível ou heurística que pode fornecer uma solução suficientemente boa a um problema de otimização, especialmente quando há informações incompletas ou imperfeitas e limitada capacidade de computação (Zerovnik, 2015). Metaheurísticas, em contraste com heurísticas, costumam fazer poucas suposições sobre o problema de otimização,

podendo, desta forma, serem usados para uma larga variedade destes. Já as heurísticas são geralmente projetadas para questões específicas. Em comparação com algoritmos de otimização, as metaheurísticas não garantem que uma solução ótima global possa ser encontrada. Dizemos que as heurísticas buscam os chamados soluções ótimas locais. Isso significa que, por algum motivo, se espera fortemente que a solução seja de boa qualidade, mas em geral não há garantia de aproximação.

A maioria dos estudos sobre metaheurísticas são experimentais, descrevendo resultados empíricos baseados em experimentos de algoritmos executados por computadores. Elas são usadas para otimização combinatória em que uma solução ótima é buscada sobre um espaço de busca discreto.

Seguem as principais metaheurísticas encontradas na literatura sobre otimização combinatória

3.1 - Busca Local

Talvez a metaheurística mais natural e conceitualmente simples seja a busca local (ILS – Iterated Local Search). É uma metaheurística considerada simples, eficiente e muito genérica, podendo ser aplicada em problemas de natureza variada. Ela basicamente aplica uma busca local sobre uma solução inicial, e quando a busca atinge um ótimo local, é então utilizada uma forma de perturbação sobre a solução e a busca local é reiniciada em outro ponto da solução.

O algoritmo ILS possui alguns componentes em sua formulação, são elas: processo de geração inicial da solução, método de busca local, método de perturbação e critério de parada.

O pseudocódigo da ILS é mostrado na Figura 7.

1	Procedimento <i>Iterated Local Search</i>
2	s_0 = gerar solução inicial
3	s^* = buscaLocal(s_0)
4	Repita
5	s' = perturbação(s^* , histórico)
6	$s^{*'} =$ buscaLocal(s')
7	$s^* =$ critérioDeAceitação(s^* , $s^{*'}$, histórico)
8	Até que critério de parada satisfeito
9	Fim.

Figura 15: Alternativas para um problema de cronograma

Muitas metaheurísticas podem ser vistas como variações ou aprimoramento da busca local. Exemplos populares que podem ser vistos como variações da pesquisa local incluem: Hill Climbing, Busca Tabu (“Tabu Search”), GRASP (“Greedy Randomized Adaptative Search Procedure”) e a evolutiva usando Algoritmos Genéticos.

3.2 – Hill Climbing

Este método realiza todas as combinações para, em seguida, executar a melhor, que proporciona a solução com a maior pontuação. Essa melhor combinação é chamada de movimento em etapas. A partir dessa nova solução, ele tenta novamente todas as combinações e executa a melhor, continuando assim iterativamente. Se várias combinações empatarem para o melhor lance, uma delas é escolhida aleatoriamente como a melhor.

O Hill Climbing sempre requer combinações melhores. Isso pode parecer uma coisa boa, mas não é, pois ele pode facilmente ficar preso em um ótimo local. Isso acontece quando se chega a uma solução para a qual todas as combinações deterioram o placar. Mesmo que ele escolha uma dessas combinações, a próxima etapa pode voltar à solução original e, nesse caso, o modelo ficar em looping.

3.3 - Busca Tabu (“Tabu Search”)

Trata-se de um método de busca local que explora o espaço de soluções movendo-se de uma solução para outra que seja seu melhor vizinho. Como explica Gagnon, Boctor e d’Avignon (2001):

“Tabu search, proposed by Hansen (1986) and Glover (1989, 1990), is a local search improvement heuristic that progressively transforms a current solution into a new and hopefully better one”

Este método apresenta uma estrutura de memória adaptativa para armazenar as soluções geradas (ou características dessas). Essas características possibilitam que a Busca Tabu escape de ótimos locais. O algoritmo baseado na Busca Tabu começa a partir de uma solução inicial s_0 qualquer. Explora, a cada iteração, um subconjunto V da vizinhança $N(s)$ da solução corrente s . O membro s' de V com melhor valor nessa região, segundo a função $f(\cdot)$ se torna a nova solução corrente mesmo que s' seja pior que s , isto é, que $f(s') > f(s)$ para um problema de minimização. O critério de escolha do melhor vizinho é utilizado para escapar de um ótimo local.

Porém, esta estratégia pode fazer com que o algoritmo retorne a uma solução já gerada anteriormente. Para evitar que isto ocorra, existe uma lista tabu T , com os movimentos proibidos. A lista tabu clássica contém os movimentos reversos aos últimos $|T|$ movimentos realizados (onde $|T|$ é um parâmetro do método) e funciona como uma fila de tamanho fixo, isto é, quando um novo movimento é adicionado à lista, o mais antigo sai. Assim, na exploração do subconjunto V da vizinhança $N(s)$ da solução corrente s , ficam excluídos da busca os vizinhos s' que são obtidos de s por movimentos m que constam na lista tabu.

A lista tabu reduz o risco de ciclagem garantindo o não retorno, por $|T|$ iterações, a uma solução já visitada anteriormente. Mas, também pode proibir movimentos para soluções que ainda não foram visitadas. A função de aspiração é um mecanismo que retira, sob certas circunstâncias, o status tabu de um movimento. Para cada possível valor v da função objetivo existe um nível de aspiração $A(v)$: uma solução s' em V pode ser gerada se $f(s') < A(f(s))$, mesmo que o movimento m esteja na lista tabu. A função de aspiração A é tal que, para cada valor v da função objetivo, retorna outro valor $A(v)$, que representa o valor que o algoritmo aspira ao chegar de v .

Um exemplo simples de aplicação desta ideia de aspiração é considerar $A(f(s)) = f(s^*)$ onde s^* é a melhor solução encontrada até então. Neste caso, aceita-se um movimento tabu somente se ele conduzir a um vizinho melhor que s^* (aspiração por objetivo). Esse critério se fundamenta no fato de que soluções melhores que a solução s^* corrente, ainda que geradas por movimentos tabu, não foram visitadas anteriormente, evidenciando que a lista de movimentos tabu pode impedir não somente o retorno a uma solução já gerada anteriormente, mas também a outras soluções ainda não geradas.

Duas regras são normalmente utilizadas de forma a interromper o procedimento. A primeira quando é atingido um certo número máximo de iterações sem melhora no valor da melhor solução. Já, se recorre a segunda quando o valor da melhor solução chega a um limite inferior conhecido (ou próximo dele). Esse critério evita a execução desnecessária do algoritmo quando uma solução ótima é encontrada ou quando uma solução é julgada suficientemente boa.

Os parâmetros principais de controle do método de Busca Tabu são:

- A cardinalidade $|T|$ da lista tabu;
- A função de aspiração A ;
- A cardinalidade do conjunto V de soluções vizinhas testadas em cada iteração;
- BTmax, o número máximo de iterações sem melhora no valor da melhor solução.

```

procedimento BT
1. Seja  $s_0$  solução inicial;
2.  $s^* \leftarrow s_0$ ;           {Melhor solução obtida até então}
3.  $Iter \leftarrow 0$ ;         {Contador do número de iterações}
4.  $MelhorIter \leftarrow 0$ ;   {Iteração mais recente que forneceu  $s^*$ }
5. Seja BTmax o número máximo de iterações sem melhora em  $s^*$ ;
6.  $T \leftarrow \emptyset$ ;      {Lista Tabu}
7. Inicialize a função de aspiração  $A$ ;
8. enquanto ( $Iter - MelhorIter \leq BTmax$ ) faça
9.    $Iter \leftarrow Iter + 1$ ;
10.  Seja  $s' \leftarrow s \oplus m$  o melhor elemento de  $V \subseteq N(s)$  tal que o movimento  $m$  não seja tabu ( $m \notin T$ )
      ou  $s'$  atenda a condição de aspiração ( $f(s') < A(f(s'))$ );
11.  Atualize a Lista Tabu  $T$ ;
12.   $s \leftarrow s'$ ;
13.  se  $f(s) < f(s^*)$  então
14.     $s^* \leftarrow s$ ;
15.     $MelhorIter \leftarrow Iter$ ;
16.  fim-se;
17.  Atualize a função de aspiração  $A$ ;
18. fim-enquanto;
19. Retorne  $s^*$ ;
fim BT;

```

Figura 16: Procedimento Busca Tabu

3.4 – GRASP (“Greedy Randomized Adaptive Search Procedure”)

GRASP é um algoritmo onde cada iteração é composta por duas fases: uma fase de construção onde uma solução viável para o problema é criada e uma fase de

busca local, posterior à construção, que tem como objetivo tentar melhorar a solução inicial obtida na fase de construção (Resende e Ribeiro, 2005).

As iterações GRASP são independentes, ou seja, a atual não leva em conta nenhuma informação das anteriores. O critério de parada normalmente usado é um número máximo de iterações. A melhor solução obtida ao final da execução do GRASP é a solução final. A Figura 9 mostra os pseudocódigos para o GRASP das duas fases (de construção e de busca local)

```
proc constroiSolucao ()  
  Solucao = {}  
  enquanto Solucao não está completa faca  
    Construa LRC  
    Selecione aleatoriamente um elemento s da LRC  
    Solucao = Solucao  $\cup$  {s}  
    Adapte a funcao gulosa  
  fim enquanto  
  retorna (Solucao)  
fim constroiSolucao
```

```
proc grasp (MAX_ITER)  
  Carrega_Instance_Entrada()  
  para k=1 ate MAX_ITER faca  
    Solucao = constroiSolucao ()  
    Solucao = buscaLocal ()  
    atualizaSolucao (Solucao, Melhor_Solucao)  
  fim para  
  retorna (Melhor_Solucao)  
fim grasp
```

Figura 17: Procedimento GRASP

A fase de construção do GRASP é também iterativa, onde uma solução é construída elemento a elemento. Cada inserção de um novo elemento é feita através da escolha aleatória em uma lista restrita de candidatos (LRC). Ela é composta de elementos candidatos à solução avaliados de acordo com o benefício associado a sua inclusão no resultado parcial através de uma função gulosa *g*. Os elementos participantes da LRC podem ser escolhidos através de duas formas: pelo número de elementos ou pela qualidade dos elementos.

Na primeira forma, os elementos candidatos são ordenados em ordem decrescente de benefício segundo a função *g* e os *p* primeiros elementos são incluídos na LRC. O valor de *p* é definido como $p = 1 + a(a - 1)$, onde *a* é número total de candidatos (*a* é um dado de entrada que tem valores definidos no intervalo [0,1]). Note que, se *a* = 0 um algoritmo totalmente guloso é executado, já que só é possível a

escolha de um único elemento a ser inserido na solução. Por outro lado, se $a = 1$, a lista conterá todos os possíveis candidatos, o que resultará em um algoritmo aleatório.

Na segunda forma, considerando um problema de maximização, $e_{\min} = \min\{g(e)\}$ o menor incremento a solução parcial de acordo com g e $e_{\max} = \max\{g(e)\}$, o maior incremento, a LRC será constituída dos elementos candidatos à solução cujo valor retornado pela função g esteja no intervalo $[(1 - a)(e_{\min} - e_{\max}) + e_{\max}, e_{\max}]$.

Como já citado, a é um valor definido no intervalo $[0,1]$. Neste caso, se $a = 1$, será executado um algoritmo absolutamente guloso, já que somente elementos de maior incremento e_{\max} podem ser inseridos na solução e se $a = 0$, a lista conterá todos os possíveis candidatos, o que resultará em um algoritmo aleatório.

Portanto é perceptível que a escolha do valor de a é um ponto importante no desempenho da metaheurística GRASP.

3.5 – Algoritmos Genéticos (AG)

Os Algoritmos Genéticos são uma família de modelos computacionais inspirados na evolução, que incorporam uma solução potencial para um problema específico numa estrutura semelhante ao de um cromossomo e aplicam operadores de seleção e "cross-over" a essas estruturas de forma a preservar informações críticas relativas à solução do problema (Chu e Beasley, 1997). Normalmente os AG's são vistos como otimizadores de funções, embora a quantidade de problemas para o qual os AG's se aplicam seja bastante abrangente (Goldberg, 1989).

Uma das vantagens de um algoritmo genético é a simplificação que eles permitem na formulação e solução de problemas de otimização. AG's simples normalmente trabalham com descrições de entrada formadas por cadeias de bits de tamanho fixo. Outros tipos de AG's podem trabalhar com cadeias de bits de tamanho variável., como por exemplo AG's usados para Programação Genética. AG's possuem um paralelismo implícito decorrente da avaliação independente de cada uma dessas cadeias de bits, ou seja, pode-se avaliar a viabilidade de um conjunto de parâmetros para a solução do problema de otimização em questão. O AG é indicado para a solução de problemas de otimização complexos, NP-Completo que envolvem muitas

variáveis e, conseqüentemente, espaços de soluções de dimensões elevadas. Além disso, em muitos casos em que outras estratégias de otimização falham na busca de uma solução, os AG's convergem. Os AG's são numericamente robustos, ou seja, não são sensíveis a erros de arredondamento. (Kohlmorgen, Schmeck e Haase, 1996).

Existem três tipos de representação possíveis para os cromossomos: binária, inteira ou real. A essa representação se dá o nome de alfabeto do AG. De acordo com a classe de problema que se deseje resolver pode-se usar qualquer um dos três tipos.

Uma implementação de um algoritmo genético começa com uma população aleatória de cromossomos. Essas estruturas são, então, avaliadas e associadas a uma probabilidade de reprodução de tal forma que as maiores probabilidades são associadas aos cromossomos que representam uma melhor solução para o problema de otimização do que àqueles que representam uma solução pior. A aptidão da solução é tipicamente definida com relação à população corrente.

A função objetivo de um problema de otimização é construída a partir dos parâmetros envolvidos no problema. Ela fornece uma medida da proximidade da solução em relação a um conjunto de parâmetros. Estes podem ser conflitantes, ou seja, quando um aumenta o outro diminui. O objetivo é encontrar o ponto ótimo. A função objetivo permite o cálculo da aptidão bruta de cada indivíduo, que fornecerá o valor a ser usado para o cálculo de sua probabilidade de ser selecionado para reprodução.

Os principais conceitos do Algoritmo Genético são:

- cromossomo (genótipo) - cadeia de bits que representa uma solução possível para o problema.
- gene - representação de cada parâmetro de acordo com o alfabeto utilizado (binário, inteiro ou real).
- fenótipo - cromossomo codificado
- população - conjunto de pontos (indivíduos) no Espaço de Busca
- geração - iteração completa do AG que gera uma nova população
- aptidão bruta - saída gerada pela função objetivo para um indivíduo da população
- aptidão normalizada - aptidão bruta normalizada, entrada para o algoritmo de seleção.
- aptidão máxima - melhor indivíduo da população corrente

- aptidão média - aptidão média da população corrente

Deve ser observado que cada cromossomo, chamado de indivíduo no AG, corresponde a um ponto no espaço de soluções do problema de otimização. O processo de solução adotado nos Algoritmos Genéticos consiste em gerar, através de regras específicas, muitos indivíduos, população, de forma a promover uma varredura tão extensa quanto necessária do espaço de soluções. O fluxo abaixo demonstra uma estrutura básica de um AG.

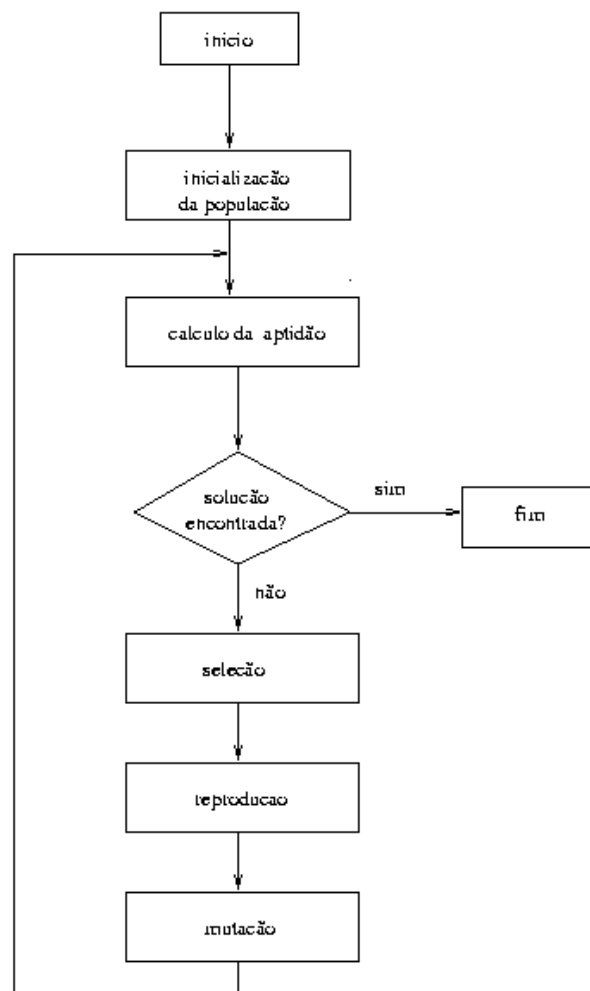


Figura 18: Estrutura de um algoritmo genético

Com referência ao diagrama da figura 10, observa-se que cada iteração do algoritmo genético corresponde à aplicação de um conjunto de quatro operações

básicas: cálculo de aptidão, seleção, cruzamento e mutação. Ao fim destas operações cria-se uma nova população, chamada de geração que, espera-se, representa uma melhor aproximação da solução do problema de otimização que a população anterior. A população inicial é gerada atribuindo-se aleatoriamente valores aos genes de cada cromossomo. A aptidão bruta de um indivíduo da população é medida por uma função de erro, também chamada de função objetivo do problema de otimização. A aptidão bruta é em seguida normalizada (aptidão normalizada), para permitir um melhor controle do processo de seleção. Como critérios de parada do algoritmo em geral são usados a aptidão do melhor indivíduo em conjunto com a limitação do número de gerações. Outros critérios podem envolver, por exemplo, um erro abaixo de um valor especificado pelo projetista para um determinado parâmetro do problema.

- INICIALIZAÇÃO

Uma população de n indivíduos é gerada aleatoriamente. Cada um dos indivíduos da população representa uma possível solução para o problema, ou seja, um ponto no espaço de soluções.

- CÁLCULO DA APTIDÃO

Geralmente a aptidão do indivíduo é determinada através do cálculo da função objetivo, que depende das especificações de projeto. Neste trabalho, cada indivíduo é uma entrada para uma ferramenta de análise de desempenho, cuja saída fornece medidas que permitem ao algoritmo genético o cálculo da aptidão do indivíduo. Ainda nesta fase os indivíduos são ordenados conforme a sua aptidão.

- SELEÇÃO

Nesta fase os indivíduos mais aptos da geração atual são selecionados. Esses indivíduos são utilizados para gerar uma nova população por cruzamento. Cada indivíduo tem uma probabilidade de ser selecionado proporcional à sua aptidão. Para visualizar este método considere um círculo dividido em n regiões (tamanho da população), onde a área de cada região é proporcional à aptidão do indivíduo (figura 2). Coloca-se sobre este círculo uma "roleta" com n cursores, igualmente espaçados. Após um giro da roleta a posição dos cursores indica os indivíduos selecionados. Este

método é denominado amostragem universal estocástica. Evidentemente, os indivíduos cujas regiões possuem maior área terão maior probabilidade de serem selecionados várias vezes. Como consequência, a seleção de indivíduos pode conter várias cópias de um mesmo indivíduo enquanto outros podem desaparecer.



Figura 19: Amostragem estocástica universal

- CRUZAMENTO ("CROSS-OVER")

Os indivíduos selecionados na etapa anterior são cruzados da seguinte forma: a lista de indivíduos selecionados é embaralhada aleatoriamente criando-se, desta forma, uma segunda lista, chamada lista de parceiros. Cada indivíduo selecionado é então cruzado com o indivíduo que ocupa a mesma posição na lista de parceiros. A forma como se realiza este cruzamento é ilustrada na figura 13. Os cromossomos de cada par de indivíduos a serem cruzados são particionados em um ponto, chamado ponto de corte, sorteado aleatoriamente. Um novo cromossomo é gerado permutando-se a metade inicial de um cromossomo com a metade final do outro. Deve-se notar que se o cromossomo for representado por uma cadeia de bits, como na figura 13, o ponto de corte pode incidir em qualquer posição (bit) no interior de um gene, não importando os limites do gene. No caso de genes representados por números reais, a menor unidade do cromossomo que pode ser permutada é o gene.

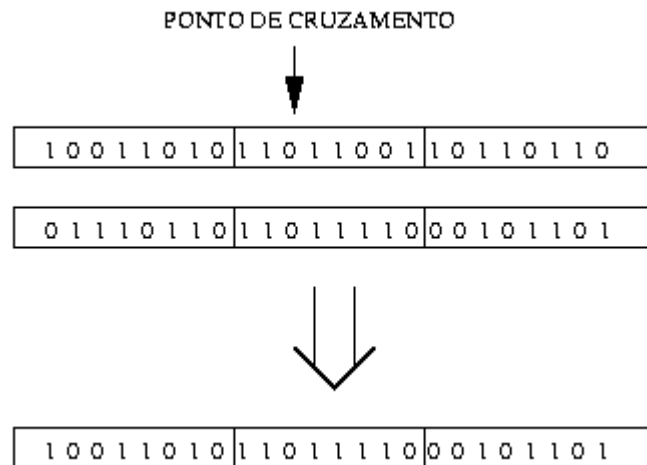


Figura 20: Cruzamento de dois indivíduos num AG Simples

MUTAÇÃO

A operação de mutação é utilizada para garantir uma maior varredura do espaço de estados e evitar que o algoritmo genético convirja muito cedo para mínimos locais. A mutação é efetuada alterando-se o valor de um gene de um indivíduo sorteado aleatoriamente com uma determinada probabilidade, denominada probabilidade de mutação, ou seja, vários indivíduos da nova população podem ter um de seus genes alterado aleatoriamente.

Escolha dos parâmetros do AG

Além da forma como o cromossomo é codificado, existem vários parâmetros do algoritmo genético que podem ser escolhidos para melhorar o seu desempenho, adaptando-o às características particulares de determinadas classes de problemas. Entre eles os mais importantes são: o tamanho da população, o número de gerações, a probabilidade de cross-over e a probabilidade de mutação. A influência de cada parâmetro no desempenho do algoritmo depende da classe de problemas que se está tratando. Assim, a determinação de um conjunto de valores otimizado para estes

parâmetros dependerá da realização de muitos experimentos e testes. Na maioria da literatura os valores encontrados estão na faixa de 60 a 65% para a probabilidade de cross-over e entre 0,1 e 5% para a probabilidade de mutação. O tamanho da população e o número de gerações dependem da complexidade do problema de otimização e devem ser determinados experimentalmente. No entanto, deve ser observado que o tamanho da população e o número de gerações definem diretamente o tamanho do espaço de busca a ser coberto. Existem estudos que utilizam um AG como método de otimização para a escolha dos parâmetros de outro AG, devido à importância da escolha correta destes parâmetros.

4. ARQUITETURA DO SISTEMA PROPOSTO

4.1 – Sobre a ferramenta utilizada

A seleção da estratégia de interligação e entrada em produção dos poços é uma etapa muito importante durante o processo de planejamento do projeto de desenvolvimento de um campo de petróleo. Esta etapa visa tornar a curva de produção do ramp up a mais íngreme possível de forma a que o incremento de produção seja o mais rápido possível no tempo. Destarte, consiste na otimização de diversas variáveis quanto ao tipo de poço, potencial de vazão estimado e tempo de duração que o PLSV levará para interligar e colocar o poço em produção.

Para a solução de otimização do sequenciamento da interligação e entrada em operação de um cronograma de um projeto de desenvolvimento de um campo maduro será utilizado o add-in – Solver, do Microsoft Excel. Ele contém um algoritmo simplex, um algoritmo de gradiente geral reduzido e um algoritmo “branch-and-bound” para resolver problemas otimizações lineares, não lineares e de número inteiro misto. Em 2010 foi incorporado nele o solucionador evolucionário. Este método usa uma abordagem totalmente oposta da abordagem padrão do Solver que normalmente utiliza o Método Simplex para averiguar uma solução ideal em um modelo qualquer. Sua explicação é baseada em evolução, sobrevivência do mais apto e nos Algoritmos Genéticos. Conforme já apresentado, trata-se de métodos de busca e otimização que tem sua inspiração nos conceitos da teoria de seleção natural proposta por Darwin.

O Solver ao defrontar-se com uma questão de programação não linear inicia com uma única solução (o ponto de partida) e depois se desloca em direções que irão aprimorá-las. Já, no Método Evolucionário de resolução, o Solver inicia concebendo aleatoriamente um grande agrupamento de soluções candidatas, denominada população. Após conceber a população, o Método Evolucionário constitui uma nova geração da população. A população existente de soluções candidatas forma "casais" que se reproduzirão. Motivados pelos princípios da genética, nesse procedimento a prole combina algumas características de cada pai. Entre a população de soluções de qualquer geração, algumas serão aptas e outras inaptas. A partir dos conceitos de evolução e sobrevivência do mais apto, os indivíduos "aptos" da população terão a anuência para reproduzir com regularidade (gerando vários filhos), já os "inaptos" não.

Desta forma, a população evoluirá se tornando cada vez mais apta até o momento em que não se verifique mais qualquer tipo de melhoria nas gerações seguintes. Com isso o algoritmo finaliza e a melhor solução verificada até o momento é apresentada, proporcionando duas grandes vantagens em relação ao Solver Não Linear. A primeira reside no fato da complexidade da função objetivo não influenciar o Método Evolucionário. A segunda, na impossibilidade de o algoritmo ficar aprisionado em um ótimo local na medida em que analisa populações inteiras de soluções candidatas que não estão obrigatoriamente na mesma vizinhança da melhor solução atual. Na verdade, pelo fato de as mutações possuírem um caráter aleatório, poderá encontrar uma solução ideal para qualquer problema de otimização caso seja executado para sempre, o que é, obviamente, impraticável.

4.2. Premissas consideradas

O trabalho pretende mostrar o potencial do algoritmo genético na otimização do planejamento de um cronograma de interligação de poços. Para tanto, alguns pontos foram simplificados, podendo ser incorporados em futuros modelos, tornando a metodologia mais sofisticada e precisa na medida em que retratará restrições muito comuns nestas áreas.

Desta forma, no modelo proposto há a premissa de prontidão tanto da embarcação como dos equipamentos necessários para as atividades de interligação, tais como linhas, âncoras etc. Assim, a possibilidade de faltar algum equipamento ou a mudança das características da embarcação não são considerados. A embarcação deste planejamento é a mais moderna tornando os tempos das atividades de interligação os menores. Mudanças de embarcação podem afetar substancialmente esta variável, tornando nosso planejamento.

4.3. Modelagem do sistema proposto

No intuito de avaliar a efetividade do sistema, este será aplicado em um planejamento de cronograma real de um projeto de revitalização de um campo maduro. Para tanto, procurou-se simplificar o domínio de pesquisa, considerando

apenas uma parte dos poços que serão interligados. Para atender questões de confidencialidade, os nomes e siglas dos poços e manifolds foram alterados.

O sistema proposto partiu de algumas premissas que serão apresentadas a seguir para simplificação do modelo.

As variáveis consideradas para a otimização do sequenciamento são:

- Tipo de poço (injetor ou produtor);
- Potencial de produção do poço produtor em bpd (barris por dia);
- Poço satélite ou manifoldado (entende-se por poço satélite aquele interligado diretamente à plataforma de produção, já o manifoldado é aquele que está conectado em um manifold, estrutura submarina que pode conectar vários poços e é conectada diretamente à plataforma);
- Tempo de interligação em dias;
- Poços manifoldados foram agrupados por manifold e seus potenciais de produção como dias de interligação foram somados;
- Quantidade de PLSVs – uma embarcação para fazer toda a campanha de ramp up.

Indice	Tipo de Poço	Local de Interligação	Identificação do poço / manifold	Potencial revisado (em bpd)	Tempo interligação (dias)
1	P	Satélite	P1	6.671	41
2	P	Satélite	P2	3.248	46
4	I	Satélite	P4		35
3	P	Satélite	P3	3.567	47
5	P	Satélite	P5	4.126	51
6	I	Satélite	P6		34
7	P	Satélite	P7	4.388	58
8	I	Satélite	P8		36
9	p	Manifold	MSP1	24.608	232
10	I	Manifold	MSI1		203
11	p	Manifold	MSP2	17.312	199
12	p	Manifold	MSI2		155
13	p	Manifold	MSP3	16.411	184
14	I	Manifold	MSI3		232
15	P	Manifold	MSP4	10.632	190
16	P	Manifold	MSP5	15.691	223

Tabela 2: Tabela com os poços / manifolds e suas principais informações para otimização do sequenciamento

Para a função objetivo, duas variáveis complementares foram criadas. São elas: a Produção diária, que representa o incremento de barris que ocorre a cada nova interligação de um poço ou manifold e a Produção total que é o somatório desses incrementos no tempo. Esta última variável deverá ser maximizada no modelo.

Desta forma, segue a modelagem:

- **Uma entrada:** as variáveis descritas acima;
- **Soluções viáveis:** atribuição de valores às variáveis do problema que satisfazem certas restrições do mesmo;
- **Uma função objetivo:** maximização da Produção total em bpd (barris por dia);
- **Um Objetivo:** encontrar uma solução que possui o melhor valor dentre todas as soluções viáveis.
- **Ferramenta:** Solver (add-in do Excel)

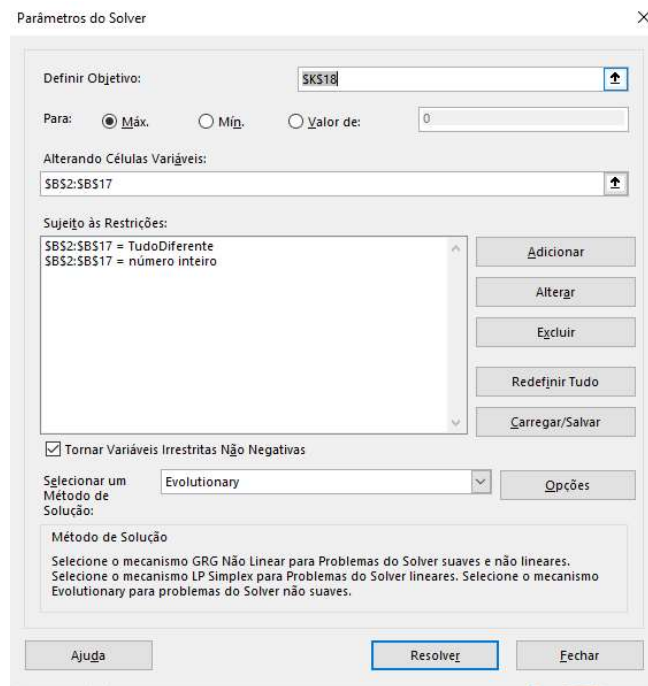


Figura 21: Janela do solver com aos parâmetros para a otimização do sequenciamento de interligação e entrada em operação de poços

4.5. Resultados alcançados

Aplicando-se o solver, com o método de solução Evolutionary (Algoritmo Genético) chega-se ao seguinte resultado:

Ordem	Sequencia Otimizada	tempo (dias)	tempo original (dias)	tempo Total (dias)	tempo Total (dias) Original	Potencial (bpd)	Potencial Original (bpd)	Potencial Total (bpd)	Produção (bpd)	Produção total (Mbpd)	Produção Original (bpd)	Produção total Original (bpd)	Total Produtor	Total Injetor	Poço
1	12	155	41	0	0	0	6671	-	-	-	-	-	0	1	MSI2
2	14	232	46	155	41	0	3248	-	-	-	149.424	149.424	0	2	MSI3
3	6	34	47	387	87	0	3567	-	-	-	167.632	317.057	0	3	P6
4	9	232	47	421	134	24608	3567	-	5.709.142	5.709.142	167.632	484.689	1	3	MSP1
5	2	46	51	653	181	3248	4126	24.608,37	149.424	5.858.567	210.420	695.110	2	3	P2
6	1	41	34	699	232	6671	0	27.856,73	273.524	6.132.090	-	695.110	3	3	P1
7	5	51	58	740	266	4126	4388	34.528,04	210.420	6.342.511	254.498	949.608	4	3	P5
8	13	184	36	791	324	16411	0	38.653,93	3.019.581	9.362.092	-	949.608	5	3	MSP3
9	4	47	232	975	360	3567	24608	55.064,70	167.632	9.529.725	5.709.142	6.658.750	5	4	P4
10	11	199	203	1022	592	17312	0	58.631,34	3.444.999	12.974.724	-	6.658.750	6	4	MSP2
11	3	47	199	1221	795	3567	17312	75.942,90	167.632	13.142.356	3.444.999	10.103.749	7	4	P3
12	8	36	155	1268	994	0	0	79.509,55	-	13.142.356	-	10.103.749	7	5	P8
13	7	58	184	1303	1149	4388	16411	79.509,55	254.498	13.396.854	3.019.581	13.123.330	8	5	P7
14	10	203	232	1361	1333	0	0	83.897,44	-	13.396.854	-	13.123.330	8	6	MSI1
15	16	223	190	1564	1564	15691	10632	83.897,44	3.498.987	16.895.841	2.019.999	15.143.329	9	6	MSP5
16	15	190	223	1787	1754	10632	15691	99.587,97	2.019.999	18.915.840	3.498.987	18.642.316	10	6	MSP4
				1977	1977			110.219,54		18.915.840	-	18.642.316			

Tabela 3: Tabela extraída do Excel com os resultados comparativos sequenciamento original x sequenciamento otimizado

A coluna Produção total (bpd) é o resultado da sequência otimizada pelo algoritmo genético do solver. Percebe-se comparando com a coluna Produção total original que houve efetivamente um incremento na produção total conforme retratam os gráficos abaixo.

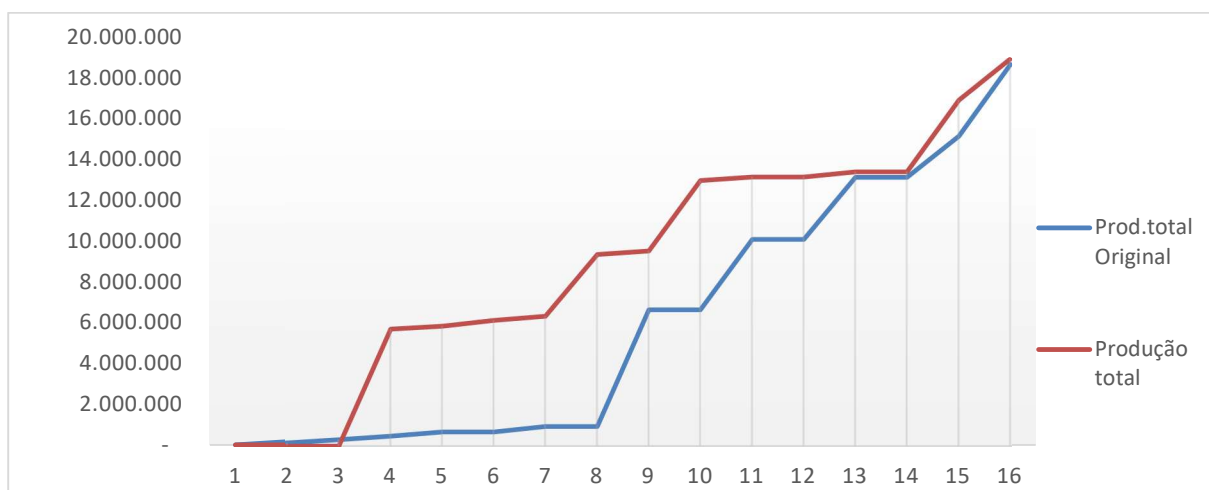


Gráfico 3: Gráfico comparativo da produção original x produção otimizada decorrente da otimização do sequenciamento de poços com a utilização do algoritmo genético

Para avaliar a efetividade deste método, realizou-se uma análise heurística através de pesquisa local randômica, ILS – Iterated Local Search, conforme apresentado no capítulo 3. Assim, foram rodadas, de forma aleatória, 50 sequencias de interligação e entrada em operação dos poços e plotadas as suas respectivas curvas de produção de forma a permitir a avaliação dos resultados obtidos. Para tanto, elaborou-se uma macro VBA no próprio Excel que gerasse randomicamente as sequencias dos poços. Essa macro gravava em colunas os resultados, conforme apresentado na Tabela 4, abaixo. Para uma melhor avaliação dos resultados, foi elaborado um gráfico de todas as sequencias obtidas, gráfico 4.

PR1	PR2	PR3	PR4	PR5	PR6	PR45	PR46	PR47	PR48	PR49	PR50
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	3.019.581	-	3.498.987	-	167.632	3.019.581	167.632	-	3.444.999	149.424	5.709.142
273.524	3.293.105	5.709.142	3.498.987	5.709.142	335.265	8.728.724	3.612.632	5.709.142	9.154.141	403.922	5.876.775
273.524	6.792.092	5.876.775	3.498.987	7.729.141	6.044.407	8.896.356	3.762.056	5.709.142	11.174.140	403.922	5.876.775
5.982.666	6.792.092	9.375.762	3.666.619	7.878.565	6.044.407	9.045.780	9.471.198	9.208.129	11.428.638	571.555	8.896.356
6.132.090	7.046.590	9.649.285	3.666.619	7.878.565	6.298.905	9.319.304	9.471.198	9.375.762	11.702.162	781.975	8.896.356
6.386.588	7.046.590	13.094.285	7.111.619	8.152.089	6.298.905	9.573.802	9.471.198	9.375.762	11.702.162	3.801.557	12.395.343
6.386.588	12.755.732	13.094.285	7.385.142	8.406.587	9.743.904	9.573.802	9.471.198	12.820.761	11.912.582	3.969.189	12.605.763
6.554.221	12.755.732	13.094.285	7.552.775	11.851.586	12.763.486	9.573.802	9.681.619	12.970.185	11.912.582	9.678.331	12.605.763
9.573.802	14.775.731	13.261.917	13.261.917	11.851.586	12.912.910	9.741.435	9.681.619	12.970.185	15.411.569	9.678.331	14.625.762
11.593.801	14.925.155	13.472.337	13.261.917	12.019.219	13.123.330	9.741.435	11.701.617	15.989.767	15.560.994	9.678.331	14.899.286
11.593.801	14.925.155	16.491.919	13.261.917	15.518.206	13.123.330	11.761.433	11.869.250	18.009.765	15.560.994	9.678.331	15.066.918
15.038.800	14.925.155	16.491.919	13.411.341	15.518.206	15.143.329	11.971.854	15.368.237	18.009.765	15.560.994	13.177.318	18.511.917
15.249.220	18.370.154	16.641.343	15.431.340	15.518.206	18.642.316	11.971.854	15.641.760	18.264.263	15.560.994	16.622.317	18.661.342
15.249.220	18.537.787	16.641.343	15.641.760	15.728.626	18.915.840	11.971.854	15.641.760	18.431.896	18.580.575	16.895.841	18.661.342
18.748.207	18.748.207	18.661.342	18.661.342	15.896.258	18.915.840	15.416.853	18.661.342	18.705.419	18.748.207	16.895.841	18.915.840

Tabela 4: Tabela com as 50 sequencias aleatórias – Pesquisa Randômica

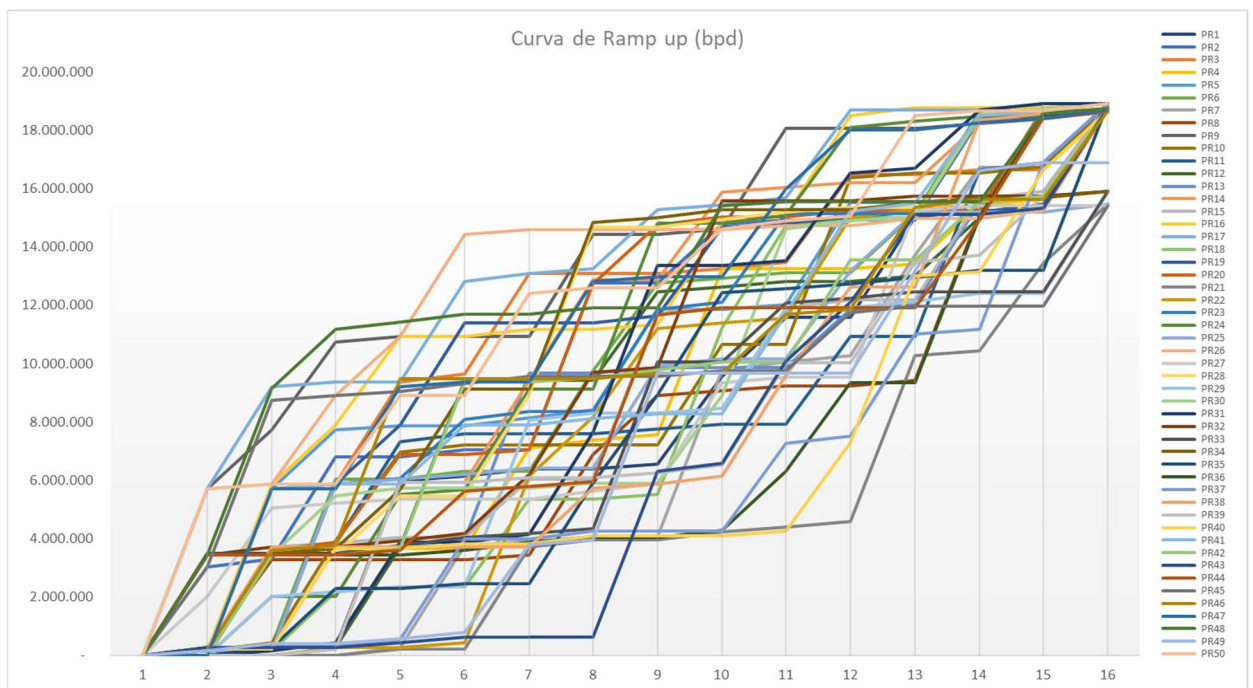


Gráfico 4: Gráfico comparativo da produção original x produção otimizada decorrente da otimização do sequenciamento de poços com a utilização do algoritmo genético

Percebeu-se que o maior valor de produção total das 50 sequencias é o mesmo da gerada pelo algoritmo genético do solver, ou seja, 18.915.840 bpd. Outro ponto interessante, tal resultado foi obtido em 14 sequencias aleatórias das 50 geradas pelo Excel, 28% do total delas.

PR6	PR11	PR15	PR16	PR17	PR18	PR19	PR20	PR30	PR31	PR35	PR37	PR41	PR50
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
167.632	167.632	210.420	167.632	5.709.142	167.632	167.632	167.632	3.444.999	-	-	167.632	-	5.709.142
335.265	3.612.632	3.709.407	5.876.775	9.208.129	167.632	167.632	3.612.632	3.444.999	167.632	273.524	317.057	5.709.142	5.876.775
6.044.407	3.823.052	3.858.832	7.896.773	9.357.554	2.187.631	5.876.775	3.867.130	5.464.998	422.130	2.293.522	317.057	5.876.775	5.876.775
6.044.407	7.322.039	4.026.464	10.916.355	9.357.554	2.337.056	7.896.773	6.886.711	5.719.496	3.867.130	2.293.522	527.477	5.876.775	8.896.356
6.298.905	7.595.563	4.026.464	10.916.355	12.802.553	2.337.056	11.395.760	6.886.711	5.719.496	3.867.130	2.461.155	3.972.476	7.896.773	8.896.356
6.298.905	7.595.563	6.046.463	11.170.853	13.076.077	5.356.637	11.395.760	7.036.135	5.719.496	4.140.653	2.461.155	3.972.476	7.896.773	12.395.343
9.743.904	7.595.563	6.046.463	11.170.853	13.243.709	5.356.637	11.395.760	12.745.278	5.887.128	7.639.640	5.906.154	4.246.000	8.107.194	12.605.763
12.763.486	7.763.195	11.755.605	11.338.485	15.263.708	5.524.269	11.650.258	14.765.276	5.887.128	13.348.783	8.925.735	4.246.000	8.274.826	12.605.763
12.912.910	7.912.620	11.923.238	14.837.472	15.431.340	11.233.412	14.669.840	15.038.800	8.906.710	13.348.783	12.424.722	4.246.000	8.274.826	14.625.762
13.123.330	7.912.620	11.923.238	15.047.892	15.685.838	14.732.398	14.819.264	15.038.800	14.615.852	13.516.415	12.574.147	7.265.582	11.719.825	14.899.286
13.123.330	10.932.201	12.196.761	18.492.892	18.705.419	15.005.922	15.029.684	15.249.220	14.889.376	16.535.996	12.741.779	7.520.079	15.218.812	15.066.918
15.143.329	10.932.201	12.196.761	18.766.415	18.705.419	15.005.922	15.197.317	15.249.220	15.038.800	16.685.421	12.952.200	11.019.066	15.492.336	18.511.917
18.642.316	16.641.343	15.641.760	18.766.415	18.705.419	18.450.921	15.197.317	15.249.220	18.537.787	18.705.419	13.206.698	11.186.699	18.511.917	18.661.342
18.915.840	16.895.841	15.896.258	18.766.415	18.915.840	18.661.342	15.470.841	18.748.207	18.748.207	18.915.840	13.206.698	16.895.841	18.661.342	18.661.342
18.915.840	18.915.840	18.915.840	18.915.840	18.915.840	18.915.840	18.915.840	18.915.840	18.915.840	18.915.840	18.915.840	18.915.840	18.915.840	18.915.840

Tabela 5: Tabela com as 14 sequencias aleatórias que proporcionam a maximização da função objetivo

Porém, tais sequencias foram obtidas em pesquisas randômicas totalmente aleatórias. Não houve um processo de melhoria gradual entre uma sequência e outra. Esse fato ocorre porque não foi implementado nenhuma memória que avaliasse a sequência randômica anterior e procurasse, a partir dela, uma curva de produção melhor.

Assim, no intuito de melhorar a eficiência deste método heurístico, procedeu-se a implementação de uma memória no modelo permitindo comparar o resultado inicial com cada iteração aleatória rodada. Se a iteração apresentasse um resultado melhor do que aquela da memória, esta passava a ocupar o seu lugar. Tal método, como apresentado no capítulo 3 se baseia no modelo Hill Climbing. Para tanto, no Excel, foi alterada a macro, incluindo uma memória e uma rotina de comparação. Assim, a implementação consistia basicamente em avaliar se o novo valor gerado era maior que o anterior, caso fosse, a sua curva era copiada para uma nova coluna PR (Pesquisa Randômica).

PR1	PR2	PR3	PR4	PR5
-	-	-	-	-
-	-	-	-	-
-	2.019.999	3.444.999	-	5.709.142
-	2.169.423	3.444.999	210.420	5.876.775
210.420	2.337.056	3.444.999	5.919.563	5.876.775
210.420	2.337.056	3.594.424	5.919.563	7.896.773
3.709.407	8.046.198	3.867.947	6.087.195	7.896.773
3.963.905	8.300.696	4.035.580	6.087.195	8.107.194
3.963.905	8.300.696	4.035.580	6.254.828	8.274.826
4.237.429	8.468.328	4.290.078	6.528.351	8.274.826
4.405.061	11.913.327	6.310.076	10.027.338	11.719.825
4.572.694	11.913.327	9.329.658	10.027.338	15.218.812
10.281.836	12.123.748	9.329.658	13.472.337	15.492.336
10.431.261	12.397.271	15.038.800	13.726.835	18.511.917
13.450.842	12.397.271	18.537.787	15.746.834	18.661.342
15.470.841	15.896.258	18.705.419	18.766.415	18.915.840

Tabela 6: Tabela com as 5 sequencias aleatórias – Pesquisa Randômica

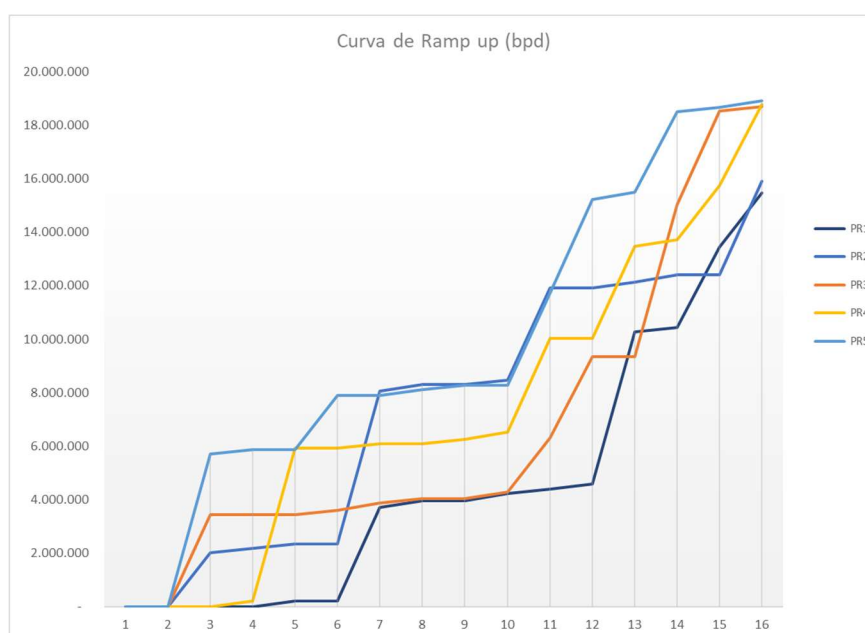


Gráfico 5: Gráfico com as 5 sequencias aleatórias utilizando o método Hill Climbing.

Percebe-se pelo quadro e pelo gráfico que a melhor sequência já é alcançada na 5ª rodada aleatória de sequencias, ou seja, muito mais rápido. Não foram precisos rodar 50 sequencias para depois avaliar quais seriam as melhores. Aqui já são apresentadas as melhores sequenciais.

5. RESULTADOS

Para a solução de otimização do sequenciamento da interligação e entrada em operação de um cronograma de um projeto de desenvolvimento de um campo maduro foi modelado e utilizado a ferramenta solver do Excel. Nela foi rodado o algoritmo “Evolutionary” que é um algoritmo genético. Paralelamente, foram feitas análises através do processo de pesquisa aleatória e da busca local. Esta última usou o método do Hill Climbing (“Subida na Colina”) que avalia as sequências anteriores e só aceita uma nova sequência se a mesma apresentar soluções ótimas locais melhores.

Foram apresentadas diversas técnicas de otimização no capítulo 3. Para a aplicação delas são requeridas um ferramental computacional que o autor entende não ser acessível para qualquer usuário. A possibilidade de criação de programas que permitam tratar estas questões seria uma ótima forma de possibilitar aos usuários implementar tais práticas nos seus planejamentos. O uso, neste trabalho, da ferramenta Excel visa justamente demonstrar sua aplicabilidade e ganhos.

Como demonstrado no tópico 4, viu-se que o solver apresentou a solução ótima de imediato, não havendo necessidade de uma avaliação de outras possíveis soluções dentro do domínio. Desta forma, se apresentou como a melhor forma de solucionar tais problemas de otimização. O modelo proposto apesar de estabelecer algumas simplificações, ainda assim, revelou-se melhor do que o tradicional planejamento de cronograma que foca no nivelamento de recursos e não enxerga a possibilidade de otimizações levando a expressivos ganhos para o projeto, como o apresentado aqui.

Pelo sequenciamento original, conforme revela o gráfico 6 abaixo, percebe-se que os 8 primeiros poços interligados e postos em operação tornaram a curva muito maior. Como já visto, isto traz uma antecipação de receita em relação ao cenário original que permite claramente uma melhoria no VPL do projeto. Além desta antecipação vislumbrada pela otimização do algoritmo, o resultado da curva acumulada do sequenciamento otimizado se revelou maior que o do original. Esta

curva representa o incremento acumulado de produção do ramp up, ou seja, do sequenciamento de interligações e entrada em operação dos poços deste projeto.

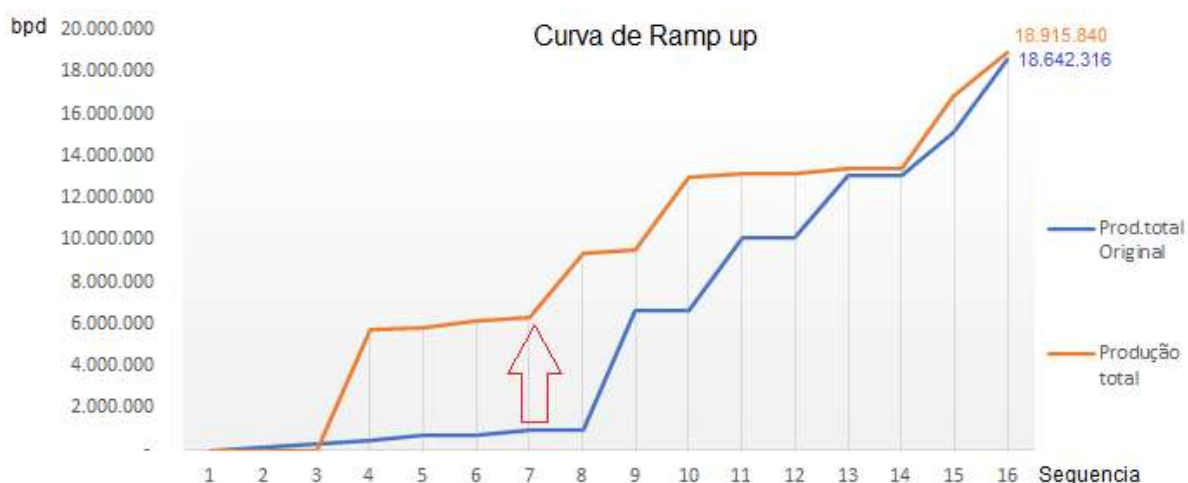


Gráfico 6: Gráfico comparativo do planejamento do sequenciamento original x planejamento do sequenciamento otimizado das interligações e entrada em operação dos poços de um projeto de revitalização de um campo maduro.

Em suma, a utilização de ferramentas de otimização pode trazer substanciais ganhos no planejamento do cronograma de um projeto de revitalização de campos maduros. O estudo prático aqui exposto procurou simplificar o problema reduzindo a quantidade de poços que usualmente um projeto de revitalização possui, como apresentado no capítulo 2. Porém, comparou o planejamento original de uma sequência de poços com a otimizada, demonstrando ganhos não considerados no planejamento do projeto que podem elevar a curva de produção do ramp up acarretando ganhos adicionais ao projeto da ordem de 273.524 bpd (barris por dia).

6. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

O trabalho tem como objetivo demonstrar como a utilização de Algoritmos Genéticos pode ajudar na otimização do planejamento de um cronograma de interligação e entrada em operação de poços em um projeto de revitalização de campos maduros, trazendo ganhos não identificados nesta etapa. Para tanto, utilizou a ferramenta Excel e o add-in presente neste programa, Solver. O objetivo era aplicar em um cronograma de sequenciamento de interligação e entrada em operação de poços, também denominado de ramp up, a metodologia de otimização através de algoritmo genético. Para isto, no intuito de avaliar a efetividade deste método, procurou-se simplificar o domínio de pesquisa, pegando uma parte deste cronograma, ou seja, uma parte do planejamento das datas de interligação e entrada em operação de um projeto real. Para atender questões de confidencialidade, os nomes dos poços foram alterados dos poços para Após a aplicação do mesmo em parte de um cronograma real, verificou-se um ganho em incremento de óleo da ordem de 1,5%, o que representa 273.524 bpd a mais.

Desta forma, apresenta-se como uma metodologia que merece ser implementada no planejamento dos projetos, sobretudo aqueles de revitalização de campos maduros. Como exposto no capítulo 5, como a ferramenta utilizada, o Excel, apresenta limitações no processamento de grandes quantidades de informações, foram realizadas várias simplificações no modelo. Com ferramentas de maior capacidade de processamento, o domínio de pesquisa poderá ser ainda maior, retratando importantes restrições que neste modelo não foi considerado.

Aconselha-se o desenvolvimento e implementação deste modelo em ferramentas com maior poder de processamento de forma a serem implementadas as restrições que impactam no planejamento tais como a incerteza de prontidão do recurso, o planejamento de sequenciamento de interligação e abertura de poços com a utilização de mais de um recurso, PLSV, a relação entre poço injetor e produtor e seu impacto no reservatório e conseqüentemente na curva de óleo, entre outros.

Referências Bibliográficas

Abreu, A.C.A, “Otimização de Custo de Lançamento de Linha utilizando Algoritmos Genéticos”, PUC-RJ, 2012.

ANP, “Regulamentação do incentivo de redução de royalties sobre a produção incremental em Campos Maduros”, Nota Técnica no 004/2018/SDP, 2018.

ANP, “Boletim de Recursos e Reservas de Petróleo e Gás Natural de 2019”, 2020.

Bremenkamp, Leonardo Helmer, “Metodologia baseada em programação matemática para alocação e sequenciamento em embarcações PLSV”, Dissertação de Mestrado PUC-RJ, 2013.

Chu, P.C., and Beasley, J.E., “A Genetic Algorithm for the Multidimensional Knapsack Problem” Technical Report, The Management School, Imperial College, London, England, 1997.

Ferreira, D.P., “As principais operações das embarcações PLSV”, Marinha do Brasil, Centro de Instruções Almirante Graça Aranha, Curso de Aperfeiçoamento para Oficiais de Náutica, APNT, 2013.

Gagnon Michel, Boctor Fayez, and d’Avignon Gilles, “A very efficient Tabu search procedure for resource-constrained project scheduling problems”. Faculté des sciences de l’administration, Université Laval, Canada, 2002.

Galoneti, Suená Batista, “Modelos Computacionais: Computabilidade e Classes de Complexidade”, Instituto Federal de Minas Gerais, Curso de Ciência da Computação, 2020.

Goldberg, D.E., “Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning”, Addison-Wesley, Reading, MA, 1989.

Gonçalves, José Lafayette de Oliveira, “Raciocínio heurístico e a resolução de problemas”, REUNI – Revista Unijales – Ed.1 no 1 ano 1 – 2006.

Hartmann, S., "Scheduling Medical Research Experiments—An Application of Project Scheduling Methods," Technical Report, Manuskripte aus den Instituten für Betriebswirtschaftslehre 452, University of Kiel, Germany, 1997.

Johannes, Berit. "Scheduling Parallel Jobs to Minimize the Makespan". *Journal of Scheduling*, p. 433-452. 2006.

Kohlmorgen, U., Schmeck, H., and Haase, K., "Experiences with Fine-Grained Parallel Genetic Algorithms," *Annals of Operations Research*, 1997.

Kolisch, R., "Serial and Parallel Resource-Constrained Project Scheduling Methods Revisited: Theory and Computation," *European Journal of Operational Research*, 90, 320–333, 1996.

Kolisch, R., "Resource Allocation Capabilities of Commercial Project Management Systems—Resource Management Boosts up the German Stock Exchange," Technical, 1998.

Lamas, L.F., Botechia, V.E., Schiozer, D.J., Delshad, M., "Optimization for Drilling Schedule of Wells in the Development of Heavy Oil Reservoirs", *Brazilian Journal of Petroleum and Gas*, p.165-173, 2017.

MÜLLER, Felipe Martins; DIAS, Odon Bastos; ARAÚJO, Olinto César Bassi de. "Algoritmo para o Problema de Seqüenciamento em Máquinas Paralelas Não-Relacionadas". *Produção*, São Paulo, 2005.

PINEDO, Michael. "Scheduling – Theory, Algorithms, and Systems". 2nd. ed. New Jersey: Prentice-hall, 1995.

Project Management Institute (PMI), *Guia PMBOK 6a edição*, 2018.

Resende, Mauricio G.C e Ribeiro, Celso C. "Greedy Randomized Adaptive Search Procedures". *Handbook of Metaheuristics*, 2005.

Rodrigues, L. F. C., "Otimização de Custo de Lançamento de Linha utilizando Algoritmos Genéticos", CCE – PUC-RJ, 2009.

Sandrea and Goddard, "New reservoir-quality index forecasts field well-productivity worldwide", Oil & Gas Journal, 2016

Silveira, Carlos. "Esquemas das operações CVD e Pull In da embarcação Sunrise 2000", Rio de Janeiro: Empresa Technip. 2013.

Zerovnik, Janez. "Heuristics for NP-hard optimization problems - simpler is better !?", Logistics & Sustainable Transport, Vol 6, no. 1, 2015