

ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

FACULTAD DE CIENCIAS ADMINISTRATIVAS

UNIDAD DE TITULACIÓN

**ANÁLISIS DE LA OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO EN EL RUTEO
DE TORRES DE REACONDICIONAMIENTO A POZOS
PETROLEROS.**

**TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL GRADO DE MAGISTER
EN ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS**

JORGE LUIS HIDALGO RUIZ

jorge_luis.hidalgo@yahoo.com

Director: Ing. Pedro Enrique Buitrón Flores, MSc.

pedro.buitron@epn.edu.ec

2020

APROBACIÓN DEL DIRECTOR

Como director del trabajo de titulación, Análisis de la optimización multiobjetivo en el ruteo de torres de reacondicionamiento a pozos petroleros desarrollado por Jorge Luis Hidalgo Ruiz, estudiante de maestría en administración de empresas, mención operaciones en sectores estratégicos, habiendo supervisado la realización de este trabajo y realizado las correcciones correspondientes, doy por aprobada la redacción final del documento escrito para que prosiga con los trámites correspondientes a la sustentación de la Defensa oral.

Pedro Enrique Buitrón Flores, MSc.
DIRECTOR

DECLARACIÓN DE AUTORÍA

Yo, Jorge Luis Hidalgo Ruiz, declaro bajo juramento que el trabajo aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentada para ningún grado o calificación profesional; y, que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

La Escuela Politécnica Nacional puede hacer uso de los derechos correspondientes a este trabajo, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su Reglamento y por la normatividad institucional vigente.

Jorge Luis Hidalgo Ruiz

DEDICATORIA

A mi ex-esposa, por su amor y paciencia

ÍNDICE DE CONTENIDO

LISTA DE FIGURAS	i
LISTA DE TABLAS	iii
LISTA DE ANEXOS	iv
RESUMEN	v
<i>ABSTRACT</i>	vi
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN.....	3
1.2. OBJETIVO GENERAL	3
1.3. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	3
1.4. ALCANCE	3
2. MARCO TEÓRICO.....	4
2.1. GESTIÓN DE OPERACIONES	4
2.1.1. Competitividad	4
2.1.2. Calidad	5
2.1.3. Productividad	5
2.1.4. Logística	6
2.1.4.1. Red Logística	6
2.1.4.2. Simulación de Red Logística	7
2.1.5. Rentabilidad.....	7
2.1.5.1. Rentabilidad Económica	8
2.1.5.2. Rentabilidad Financiera.....	8
2.2. TEORÍA DE TOMA DE DECISIONES	9
2.2.1. Teoría de Juegos.....	9
2.2.2. Toma de Decisiones Multicriterio.....	10
2.3. OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO	10
2.3.1. Problema Multiobjetivo	11
2.3.1.1. Dominancia Pareto	11
2.3.1.2. Optimalidad Pareto	12
2.3.1.3. Frente de Pareto.....	12

2.4. ALGORITMOS EVOLUTIVOS.....	14
2.4.1. Algoritmos Evolutivos Multiobjetivos (MOEAS).....	14
2.4.1.1. Simulated Annealing (Algoritmo del Recocido).....	15
2.4.1.2. Algoritmo Genético de Clasificación No-Dominada II (NSGA-II)	16
2.4.1.3. Optimización Multiobjetivo mediante Enjambre de Partículas (MOPSO)...	17
2.4.1.4. Algoritmo Evolutivo Pareto Fuerte (SPEA2)	18
2.5. TEORÍA SIMBIOGENÉTICA	19
2.5.1. Creación de Nuevos Genes	19
2.5.1.1. Duplicación de Genes	21
2.5.1.2. Transferencia Horizontal de Genes	22
2.6. SERVICIO A POZOS Y REACONDICIONAMIENTO DE POZOS PETROLEROS (WORKOVERS)	24
2.6.1. Reservas de Petróleo	26
2.6.2. El Problema del Ruteo de Torres de Reacondicionamientos a Pozos Petroleros (WRP)	27
2.6.2.1. Ruteo de Vehículos con Ventanas de Tiempo	28
2.6.2.2. Avances en el WRP.....	29
2.6.3. Análisis de la Rentabilidad en la Industria del Petróleo	31
2.6.3.1. Retorno de la Inversión (ROI).....	32
2.6.3.2. Periodo de Recuperación de la Inversión	33
2.6.3.3. Tasa de Retorno del Flujo de Caja Descontado.....	33
2.6.3.4. Valor Actual Neto	33
3. METODOLOGÍA.....	35
3.1. METODOLOGÍA PARA LA TOMA DE DECISIONES MULTICRITERIO	35
3.1.1. Formulación del Problema.....	37
3.1.1.1. Estudio de Caso.....	38
3.1.2. Modelamiento del Problema	38
3.1.2.1. Consideraciones para el Diseño del Algoritmo	39
3.1.3. Implementación	39
3.2. ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	40
4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	41
4.1. TOMA DE DECISIONES MULTICRITERIO EN EL WRP	41
4.1.1. Formulación Del Problema De Toma De Decisiones	41
4.1.1.1. Caso de Estudio Campo Catalina	41
4.1.1.1.1. Proceso de Planificación de Reacondicionamientos	41
4.1.1.1.2. Análisis de Operaciones	43

4.1.1.1.3. Restricciones Operativas	46
4.1.1.2. Determinación de Variables que Intervienen en el Reacondicionamiento de Pozos Petroleros	47
4.1.2. Modelamiento del Problema	48
4.1.2.1. Diseño del Algoritmo Propuesto	49
4.1.2.2. Procedimiento del Algoritmo Desarrollado.....	51
4.1.3. Implementación	56
4.2. ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS.....	57
4.2.1. Limitaciones del Estudio	57
4.2.2. Análisis de Resultados	57
5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	61
5.1. CONCLUSIONES.....	61
5.2. RECOMENDACIONES.....	61
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	63
ANEXOS	67

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Ejemplo cadena de suministro de un fabricante típico	4
Figura 2 - Red generalizada de flujo de productos.....	6
Figura 3 - Concepto de dominio en un problema de minimización	11
Figura 4 - Soluciones no-dominadas en el espacio objetivo.....	12
Figura 5 - Ejemplos de Frente de Pareto	13
Figura 6 - Principio del algoritmo simulated annealing (escapando del óptimo local)	15
Figura 7 - Método de ranking usado en NSGA II.....	16
Figura 8 - Movimiento de partículas y actualización de velocidades	17
Figura 9 - Elementos celulares que intervienen en la creación de genes.....	20
Figura 10 - Mecanismos moleculares para crear nuevas estructuras de genes	21
Figura 11 - Destino de genes duplicados de genes	22
Figura 12 - Mecanismos de transferencia de genes: a) transducción, b) transformación, c) conjugación y d) agente de transferencia de genes	23
Figura 13 - Ejemplo de completación de pozos petroleros.....	24
Figura 14 - Torre de reacondicionamiento	25
Figura 15 - Ejemplo de historial de producción de crudo y agua en un campo petrolero..	26
Figura 16 - Ejemplo de de ruteo de torres a pozos petroleros	27
Figura 17 - Variables de un proceso	36
Figura 18 - Variables de un proceso	44
Figura 19 – Diseño referencial de una planta de procesamiento de crudo.....	46
Figura 20 – Ejemplo de la distribución de pozos en un campo petrolero.....	51
Figura 21 – Generación de Población (orden aleatorio).....	51
Figura 22 – Generación de Población (distribuciones por cada torre disponible)	52
Figura 23 – Resultados gráficos	53
Figura 24 – Generación de Población a partir de un lider	53
Figura 25 – Generación de Población a través de un criterio de orden	54
Figura 26 – Resultados gráficos del algoritmo TGH+DG.....	55
Figura 27 – Resultados gráficos del algoritmo TGH+DG (Frente de Pareto).....	56
Figura 28 – Cronograma de reacondicionamientos del Taladro A, ejecutados en el campo Catalina durante el año 2018	71

Figura 29 – Cronograma de reacondicionamientos del Taladro B, ejecutados en el campo Catalina durante el año 2018	72
Figura 30 – Cronograma de reacondicionamientos del Taladro C, ejecutados en el campo Catalina durante el año 2018	73

LISTA DE TABLAS

Tabla 1 - Reportes oficiales de trabajos de reacondicionamiento realizados	42
Tabla 2 - Trabajos de reacondicionamiento realizados en el año 2018 en el campo Catalina	43
Tabla 3 - Tiempos de duración estimados de las principales operaciones de reacondicionamiento.....	45
Tabla 4 - Datos económicos recopilados de empresas operadoras	45
Tabla 5 - Parámetros experimentales para la ejecución de los algoritmos de estudio	57
Tabla 6 - Resultados de la optimización de variables en el campo Catalina durante el año 2018	58
Tabla 7 - Cálculo del flujo de caja para los resultados de variables de optimizadas, de cada algoritmo estudiado.....	59
Tabla 8 – Resultados de entrevista semiestructurada Petroamazonas EP	68
Tabla 9 – Resultados de entrevista semiestructurada Andes Petroleum.....	68
Tabla 10 – Resultados de entrevista semiestructurada Consorcio Shushufindi.....	69
Tabla 11 – Resultados de entrevista semiestructurada Enap Sipec.....	69
Tabla 12 – Resultados de entrevista semiestructurada Ministerio de Energía y Recursos Naturales No Renovables	70

LISTA DE ANEXOS

Anexo I - Entrevista Semiestructurada.....	68
Anexo II - Cronograma de reacondicionamientos de los taladros operativos en el campo Catalina, durante el año 2018.	71

RESUMEN

Esta investigación busca desarrollar un algoritmo evolutivo adaptado a las condiciones operativas de los campos petroleros del oriente ecuatoriano que satisfaga eficientemente un conjunto de objetivos, con las restricciones correspondientes a las actividades de reacondicionamiento de pozos petroleros. Se propone el desarrollo de un algoritmo multiobjetivo basado en la transferencia genética.

El algoritmo buscará las mejores soluciones emulando los procesos de transferencia genética horizontal (TGH) y duplicación de genes efectiva (DG), estos procesos causarán el surgimiento de soluciones más eficientes. La adquisición de innovaciones evolutivas permitirá, en cada iteración, converger hacia mejores resultados que serán graficados en un Frente de Pareto.

Los datos serán recopilados a través de registros e informes relacionados al reacondicionamiento de pozos y producción de petróleo de la empresa Petroamazonas EP, que reposan en el Ministerio de Energía y Recursos Naturales No Renovables, con el fin de identificar oportunidades de mejora en la toma de decisiones al momento de planificar el cronograma de reacondicionamiento a pozos petroleros.

Finalmente, se realizará un análisis comparativo del algoritmo diseñado con otros algoritmos multiobjetivos y con el escenario real del año 2018, con el objeto de evaluar los resultados más eficientes y recomendarlos para futuras investigaciones.

Palabras clave: algoritmos, multiobjetivo, reacondicionamiento, optimización, producción.

ABSTRACT

This research seeks to develop an evolutionary algorithm adapted to operations in eastern Ecuador oil fields for a set of objectives and restrictions to workover activities in oil wells. The development of a multiobjective algorithm based on genetic transfer is proposed.

The algorithm will look for the best solutions, emulating the processes of horizontal genetic transfer (HGT) and gene duplication (GD); these processes will cause the emergence of more efficient solutions. The acquisition of evolutionary innovations will allow in each iteration, converge towards better results that will be plotted on a Pareto Front.

The data will be collected through records and reports related to workovers in oil wells and oil production of the company Petroamazonas EP, which rest in the Ministry of Energy and Non-Renewable Natural Resources, in order to identify opportunities and improve decisions through planning the schedule for workovers.

Finally, a comparative analysis of the algorithm designed with other multiobjective algorithms and the real scenario for the year 2018 will be carried out, in order to evaluate the most efficient results and recommend the better for future research.

Keywords: algorithms, multiobjective, workover, optimization, production.

1. INTRODUCCIÓN

En la industria hidrocarburífera, cada día los recursos minerales se vuelven más complicados de encontrar, más costosos de explotarlos y se necesita mayor tecnología para producirlos, transportarlos y almacenarlos; por lo que las empresas operadoras desarrollan soluciones innovadoras para manejar el riesgo e incertidumbre. Hoy en día, estas empresas, no solo se enfrentan a la complejidad técnica y económica para extraer y llevar los hidrocarburos al mercado, sino también, con políticas financieras, regímenes fiscales y la volatilidad de los precios de los *commodities* que continuamente redefinen la industria (Back & Kirk, 2012).

Una compañía operadora, encargada de la exploración y explotación de hidrocarburos en campos adjudicados, necesita aumentar la producción de petróleo y minimizar las pérdidas de producción para incrementar sus ingresos económicos. Los campos petroleros poseen desde uno a cientos de pozos, dependiendo del volumen de reservas que posean los yacimientos, y su productividad se ve afectada principalmente por el malfuncionamiento de los equipos de levantamiento artificial, daño en la cara del reservorio, problemas mecánicos en la completación del pozo, declinación del aporte de petróleo de cada yacimiento productor y el incremento de corte de agua (Perrin D. , 1999).

Para restaurar la productividad de un pozo, generalmente se realiza mantenimientos o reacondicionamientos, también conocidos en la industria como “workovers”, mediante unidades móviles compactas con equipamiento externo de generación y almacenamiento de fluidos, llamadas también “torres de reacondicionamiento”. Debido al costo del servicio de estos equipos, se limita su uso, lo que produce una potencial pérdida de producción (Aloise et al, 2006).

La modificación de los cronogramas de reacondicionamiento a pozos es debido principalmente a que un pozo de alto potencial puede necesitar intervención en cualquier momento y en cualquier lugar del campo, por lo que debe realizarse una exhaustiva evaluación de inversión y costos versus beneficios. A medida que aumenta el número de pozos a intervenir, la entrada de más torres de workover junto con la naturaleza dinámica de las operaciones, produce retos en la toma de decisiones por lo que es esencial optimizar los costos operativos y la movilización de las torres usando un método automatizado de optimización (Bassi et al, 2012).

Los problemas con múltiples objetivos son parte de todas las disciplinas y su solución ha sido un reto constante para todos los investigadores. Normalmente, no existe una única solución que optimice todos los objetivos, debido a que las soluciones para las funciones objetivo pueden entrar en conflicto mutuamente y, además, existen un número casi-infinito de soluciones en la frontera de Pareto. Las metaheurísticas, son una familia de técnicas de optimización aproximada ya que proveen soluciones aceptables en un tiempo razonable para resolver problemas complejos de ingeniería. La palabra heurística viene del griego, que significa buscar estrategias para resolver problemas, por lo tanto los métodos de búsqueda metaheurísticas pueden ser definidos como metodologías de alto nivel para resolver problemas específicos.

Dentro de las metaheurísticas, los algoritmos evolutivos resuelven este tipo de problemas, generando soluciones efectivas del conjunto de la frontera de Pareto que permite examinar las posibles alternativas, sin tener que analizar la totalidad de las posibles soluciones en una sola ejecución (Coello et al, 2007). Este Proyecto de investigación busca identificar y entender las variables que afectan al ruteo de torres de reacondicionamiento, desarrollar un algoritmo evolutivo que permita encontrar una solución eficiente para varios objetivos y comparar los resultados con algoritmos evolutivos. El desarrollo del algoritmo propuesto proporcionará un aporte a la literatura del WRP.

El primer capítulo expone el anteproyecto, donde describe los objetivos y alcance de la investigación. El segundo capítulo presenta el marco teórico referente a productividad, toma de decisiones, optimización y la teoría genética de la cual se parte para el desarrollo del algoritmo propuesto. El tercer capítulo explica la metodología para el desarrollo de la investigación, en donde se despliega las consideraciones para diseñar algoritmos evolutivos.

El cuarto capítulo presenta la formulación del problema a través del estudio de caso en un campo petrolero, donde se determinarán las variables de entrada y variables objetivo. El quinto capítulo, exhibe la discusión de los resultados obtenidos de comparativa entre el algoritmo diseñado y otros algoritmos evolutivos. Finalmente, el sexto capítulo menciona las conclusiones y recomendaciones que ha proporcionado la investigación.

1.1. Pregunta de investigación

La pregunta de investigación desarrollada en esta investigación es la siguiente:

¿Cómo contribuye la optimización multiobjetivo al problema de ruteo de torres de reacondicionamiento (WRP)?

1.2. Objetivo general

Analizar la optimización multiobjetivo en ruteo de torres de reacondicionamiento a pozos petroleros.

1.3. Objetivos específicos

- Identificar y entender las variables que afectan al ruteo de torres de reacondicionamiento.
- Desarrollar un algoritmo multiobjetivo para el problema de ruteo de torres de reacondicionamiento (WRP)
- Comparar resultados del algoritmo desarrollado con otros algoritmos evolutivos relacionados, en un caso real.

1.4. Alcance

El proyecto de investigación pretende entregar un análisis de optimización multiobjetivo en un campo petrolero en producción, operado por Petroamazonas EP; para lo cual, se desarrollará un algoritmo evolutivo multiobjetivo que permita generar un frente de Pareto de buena convergencia y diversidad. Los resultados que provea el algoritmo propuesto serán comparados con algoritmos evolutivos más conocidos, con énfasis en lo económico.

2. MARCO TEÓRICO

2.1. Gestión de Operaciones

La gestión de operaciones se entiende como la administración de los sistemas en los cuales se realiza procesos para la transformación de suministros en productos, de la más efectiva. Cada sistema se puede desempeñar de distintas maneras por lo que el reto principal es aplicar las mejores prácticas para su seguimiento, operación y mejora. La estrategia en la gestión de operaciones se basa en establecer políticas y planes para utilizar los recursos de una empresa para que aporten de manera conveniente a la competitividad a largo plazo. La estrategia se fundamenta en decisiones sobre el diseño de un proceso y la infraestructura necesaria y debe anticiparse a las necesidades futuras (Chase et al, 2009).

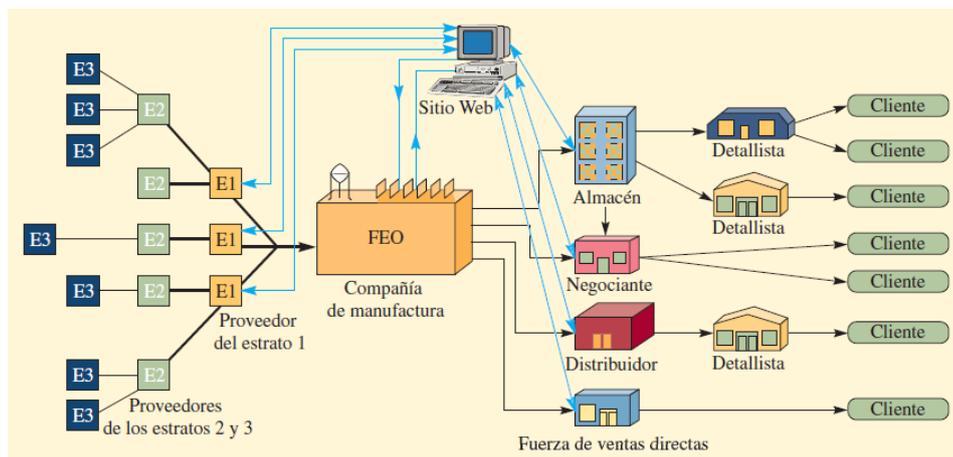


Figura 1 - Ejemplo cadena de suministro de un fabricante típico (Chase et al, 2009, pág. 8)

La Figura 1 muestra un ejemplo de la cadena de suministro, en el cual se ha diseñado procesos en función de la tecnología e inventarios a utilizar.

2.1.1. Competitividad

Gutiérrez Pulido (2010), menciona que la competitividad se entiende como la capacidad de una empresa de generar valor para el cliente, los proveedores y los accionistas, de mejor manera que sus competidores. Los elementos más significativos para la satisfacción del cliente, están determinados por el precio, los atributos y la calidad del producto o servicio. Se logra ser más competitivo cuando se entrega mejor calidad a bajo precio y con buen servicio.

2.1.2. Calidad

Juran (1990), define a la calidad como la ausencia de deficiencias en aquellas características que satisfacen a los clientes. Gutiérrez Pulido (2010) manifiesta que la calidad la define el cliente mediante un juicio de aprobación o rechazo, por lo tanto, la calidad es la satisfacción del cliente, la cual está ligada a las expectativas que éste tiene sobre el producto o servicio.

2.1.3. Productividad

Acorde a Chase et al. (2009), la productividad es una medida que permite conocer cómo se están utilizando los recursos de una organización, unidad de negocios o procesos. Debido a que la administración de operaciones busca hacer el mejor uso posible de los recursos a disposición de una organización, es fundamental conocer el desempeño de las operaciones. De manera general, la productividad, desde el punto de vista no financiero, se define en la ecuación:

$$P = \frac{N}{R} \quad [1]$$

Donde:

P : Productividad

N : Salidas

R : Entradas

Siguiendo la lógica de la Ecuación [1], se debe buscar que la razón de salida a entrada sea lo más alta posible para incrementar la productividad. Gutiérrez Pulido (2010), menciona que la productividad se la puede tratar a través de dos componentes: eficiencia y eficacia. La eficiencia es la relación entre el resultado alcanzado y los recursos utilizados, mientras que la eficacia es la razón entre las actividades planeadas y los resultados alcanzados. De modo que, buscar eficiencia es tratar de optimizar los recursos y reducir desperdicios de insumos; mientras que buscar eficacia implica utilizar los recursos para el logro de los objetivos planeados. Adicionalmente, cabe mencionar que la diferencia entre productividad y efectividad, es que en la efectividad los objetivos trazados son trascendentes y éstos se deben alcanzar.

2.1.4. Logística

Según Gutiérrez Pulido (2010), la logística se refiere a las funciones que se realizan para gestionar el ciclo completo de flujos de materiales e incluyen la compra de insumos, el control interno de las materias para producción, planeación y control del trabajo, embarque y distribución del producto terminado. Ballou (2004), por su parte, menciona que la logística gira en torno a la creación de valor para los clientes, proveedores, y accionistas de la empresa. Los productos y servicios carecen de valor, a menos que estén en posesión de los clientes en el momento y el lugar deseado.

2.1.4.1. Red Logística

La configuración de una red logística se basa en la especificación de la estructura a través de la cual fluyen los productos desde su punto de origen hasta el punto de demanda. Esto implica la determinación del número y ubicación de las instalaciones que se utilizarán, los productos y clientes asignados, los servicios de transporte a utilizar, las actividades operacionales, niveles de inventario y la distribución de los productos hasta los clientes. Cabe mencionar que pueden existir diferentes configuraciones de red, dependiendo de las características de los productos (Ballou, 2004).

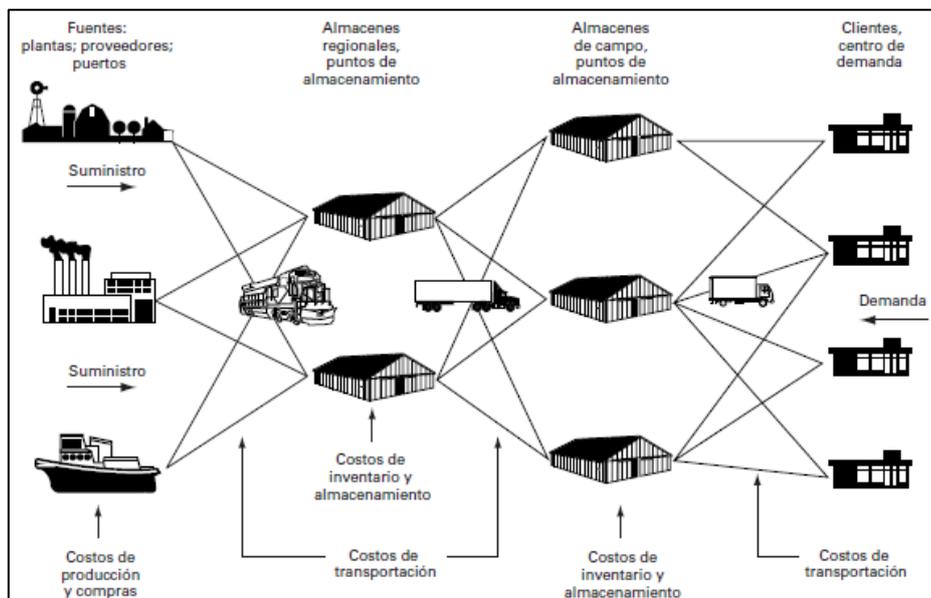


Figura 2 - Red generalizada de flujo de productos
(Ballou, 2004, pág. 620)

La Figura 2 muestra un ejemplo de una red de flujo generalizado de producto. Para el diseño de red se debe contemplar aspectos espaciales y temporales. El aspecto espacial se refiere a la ubicación geográfica de las instalaciones y se determina mediante el balance entre los requerimientos de servicio al cliente y todos los costos relacionados a producir un bien o servicio para satisfacer una demanda (costos de producción, costos de inventario; costos de almacenamiento, costos de transportación y costos fijos). La temporalidad de la configuración de la red se basa en mantener la disponibilidad del producto y satisfacer al cliente (Ballou, 2004).

2.1.4.2. Simulación de Red Logística

Hillier y Lieberman (2001), mencionan que la simulación de la red implica imitar las estructuras de costos, restricciones y otras características de la red. Esta imitación se la realiza mediante relaciones matemáticas, las cuales con frecuencia son de naturaleza estocástica. La simulación sintetiza el sistema construyendo componente por componente y evento por evento. Al realizar el experimento se generan datos estadísticos que son útiles para realizar comparaciones entre las opciones de diseño.

Generalmente, las simulaciones se realizan en computadores, aprovechando el avance cibernético, debido a la complejidad de las relaciones del modelo matemático y a la cantidad de información manejada. Acorde a Ballou (2004), los objetivos principales para la configuración de una red son:

- Minimizar los costos logísticos cumpliendo las restricciones sobre el servicio logístico.
- Maximizar la contribución a las utilidades por parte de la logística al incrementar el margen entre los ingresos generados por un nivel de servicio logístico al cliente y los costos de proporcionar ese nivel de servicio.

2.1.5. Rentabilidad

Las empresas no sólo buscan reducir costos para maximizar sus utilidades, sino también por factores relacionados con la competencia. Por lo tanto la estrategia se basa en la supervivencia y crecimiento de la empresa (Morillo, 2001).

Acorde a Sánchez Segura (1994), manifiesta que los indicadores de rentabilidad se emplean con el objetivo de analizar la capacidad de una organización para generar resultados. Las dos medidas más utilizadas son la rentabilidad económica y financiera. La Ecuación [2] define como debería estar compuesta una medida de rentabilidad:

$$Rentabilidad = \frac{Beneficio}{Recursos Financieros} \quad [2]$$

2.1.5.1. Rentabilidad Económica

Conforme a Sánchez Segura (1994), la rentabilidad económica mide la eficacia de la organización utilizando sus inversiones. La Ecuación [3] define la medida de este tipo de rentabilidad:

$$RE = \frac{BE}{AT} \quad [3]$$

Donde:

BE : Beneficio económico, es igual a los ingresos de la empresa menos todos los costos no financieros

AT : Activo total

2.1.5.2. Rentabilidad Financiera

Conforme a Sánchez Segura (1994), se concibe como la capacidad de una organización para crear riqueza a sus accionistas. La razón de la rentabilidad financiera está dada por la riqueza generada en un periodo y la aportación de los accionistas o recursos propios. La Ecuación [4] presenta esta relación:

$$RF = \frac{BN}{RP} \quad [4]$$

Dónde:

BN : Beneficio neto, es el beneficio que ganan los propietarios de la empresa una vez pagados los intereses y otros gastos financieros y los impuestos

RP : Recursos propios, fondos propios (capital+reservas)

2.2. Teoría de Toma de Decisiones

Vidal (2012) manifiesta que las organizaciones son sistemas abiertos debido a que intercambian y transforman materia, energía e información con el ambiente, dentro de sus límites. En este proceso la toma de decisiones es fundamental para resolver los problemas relacionados y satisfacer las necesidades en escenarios variables. Los problemas analíticos relacionados a la toma de decisiones surgen a la hora de tomar un determinado criterio decisional.

La toma de decisión es un proceso de elección de lo mejor alternativa entre lo posible y disponible, por parte de un centro decisor. Se considera que quien toma la decisión es un individuo que posee conocimientos e información para evaluar las alternativas y resultados posibles. Los elementos básicos del proceso de decisión son:

- Existencia de alternativas de decisión.
- Exclusión de alternativas no factibles.
- Evaluación a través de criterios previamente establecidos.

El enfoque mono-criterial en la toma de decisiones posee solidez desde el punto de vista lógico, pero se desvía considerablemente de los procesos reales de toma de decisiones. Los decisores están interesados en buscar soluciones que satisfagan los intereses y preferencias con arreglos de diferentes criterios. Cuanto más inestable, competitivo y cambiante sea el ambiente en que se desenvuelve una organización, mayor será la capacidad de adaptación que deba lograr para alcanzar la eficiencia, eficacia y competitividad que exige el entorno (Garza Ríos et al., 2007).

2.2.1. Teoría de Juegos

Según Crespín Elías (2014), la Teoría de Juegos es una rama parte de la Economía que se sustenta en las matemática, estudia las decisiones de un individuo o de una organización, quienes para lograr resultados de éxito deben tener en cuenta las decisiones tomadas por el resto de los agentes que intervienen en un escenario determinado. Se analizan los métodos de actuación y comportamiento de los agentes participantes en el juego estratégico, con base en predicciones y considerando decisiones tomadas por los competidores.

El propósito de la Teoría de juegos ayudar a entender y pronosticar la realidad, por lo tanto, es aplicable en la administración de empresas debido a que se toma decisiones basadas en los posibles beneficios, variabilidad del entorno, así como también, en las reacciones y estrategias de la competencia. Las aplicaciones de los juegos en la administración se concentran en tres áreas: la estrategia, la estructura y el comportamiento organizacional (Gorbaneff, 2002).

2.2.2. Toma de Decisiones Multicriterio

El enfoque para abordar las decisiones multicriterio se resume en la existencia de recursos limitados lo que genera las restricciones del problema, por lo que analíticamente, se puede resolver este problema en forma de problemas de optimización multiobjetivo. Las soluciones obtenidas son aquellas que cumplen las restricciones del problema y satisfacen los multicriterios. En muchos casos estos objetivos entrarán en conflicto entre sí, por lo que es necesario encontrar equilibrios o concesiones entre los mismos (Romero, 1996).

2.3. Optimización Multiobjetivo

Acorde a Osyczka (1984), el término “optimizar” significa encontrar una solución que contenga valores aceptables de las funciones objetivo para una eficiente toma de decisiones. Generalmente, los problemas de optimización se resuelven construyendo un modelo matemático, en el cual se define las variables de decisión, objetivos y restricciones.

La optimización multiobjetivo es parte inherente de la economía en las operaciones, debido a que continuamente se necesita minimizar y/o maximizar variables relacionadas con los costos, producción, inventarios, entre otras. Muchos problemas teóricos y de la vida real pueden ser modelados con la asistencia de software, de esta manera, se simplifica las rutinas de cálculo complejas para mejorar la toma de decisiones y, se consigue el mejor rendimiento de las operaciones (Coello et al., 2007).

Los problemas con múltiples objetivos son parte de todas las disciplinas y su solución ha sido un reto constante para todos los investigadores. Normalmente, no existe una única

solución que optimice todos los objetivos, debido a que las soluciones para las funciones objetivo pueden entrar en conflicto mutuamente, por lo tanto, los mejores criterios de selección deben ser considerados. Los problemas multiobjetivos pueden ser vistos como una combinación de búsqueda y toma de decisiones (Horn, 1997).

2.3.1. Problema Multiobjetivo

Osyczka (1984), define matemáticamente a la optimización multiobjetivo como: un vector de variables de decisión que satisface las restricciones y optimiza un vector función del cual, los elementos representan funciones objetivo. El objetivo de la optimización multiobjetivo es encontrar una aproximación del “Frente de Pareto” de la mejor calidad posible. Conforme a Talbi (2009), un problema de optimización puede ser definido conforme la ecuación [5]:

$$MOP = \begin{cases} \text{minimizar } F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)) \\ \text{s. c. } x \in S \end{cases} \quad [5]$$

Dónde:

n = es el número de objetivos, mayor a 2 para problemas multiobjetivos

$x = (x_1, \dots, x_n)$ = es el vector que representa las variables de decisión

S = representa el conjunto de soluciones factibles asociadas con restricciones lineales y no lineales, y límites explícitos

$F(x)$ = es el vector de objetivos a ser optimizados

2.3.1.1. Dominancia Pareto

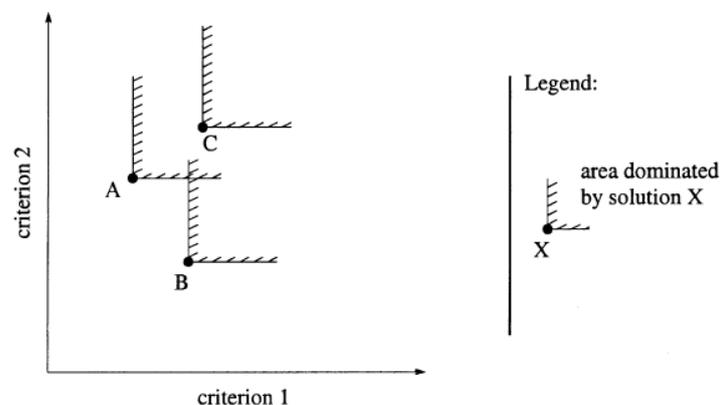


Figura 3 - Concepto de dominio en un problema de minimización (Branke et al., 2001, pág. 2)

La Figura 3 presenta un ejemplo de dominio en un problema de minimización: las soluciones A y B no son dominadas, mientras que la solución C es dominada por A y B. Cada solución domina el área superior derecha.

Coello et al., (2007) expone que una solución es llamada “no-dominada” cuando no es dominada por alguna otra solución factible del conjunto de soluciones y se la conoce también como “Pareto Optimal”. Acorde a Talbi (2009), se dice que un vector objetivo $u = (u_1, \dots, u_n)$ domina a $v = (v_1, \dots, v_n)$, si y solo si, ningún componente de v es más pequeño que el componente correspondiente de u y, al menos un componente de u es estrictamente más pequeño.

2.3.1.2. Optimalidad Pareto

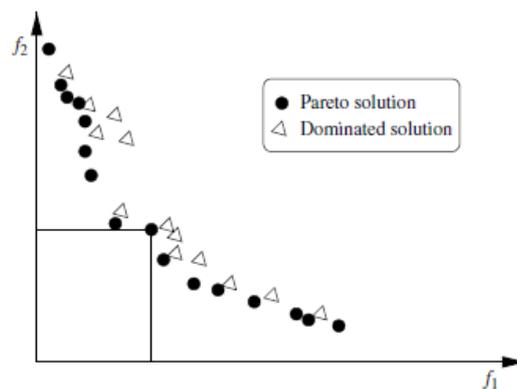


Figura 4 - Soluciones no-dominadas en el espacio objetivo (Talbi, 2009, pág. 312)

La Figura 4 muestra un ejemplo de las soluciones Pareto, para un problema de minimización. Coello, et al. (2007) manifiesta que una solución Pareto Optimal denota que es imposible encontrar una solución que mejora el desempeño de un criterio sin quitar la calidad de al menos otro criterio. No suele existir una única solución Pareto Optimal, existe un conjunto de soluciones no-dominadas que forman la Frontera de Pareto. Acorde a Talbi (2009), una solución $x^* \in S$ es Pareto optimal si para cada $x \in S$, $F(x)$ no domina a $F(x^*)$.

2.3.1.3. Frente de Pareto

Acorde a Talbi (2009), obtener el frente Pareto es el principal objetivo de la optimización multiobjetivo. Sin embargo, una buena aproximación al Frente de Pareto puede contener un limitado número de soluciones Pareto Optimal, que deberán ser lo más cercanas posible al Frente de Pareto exacto. Para obtener buenas aproximaciones al Frente de Pareto, los algoritmos de búsqueda deben poseer las siguientes características:

- Función de aptitud: el propósito de este procedimiento es guiar el algoritmo de búsqueda hacia las soluciones Pareto Optimal para obtener una mejor convergencia.
- Preservación de la diversidad: el énfasis es generar un conjunto diverso de soluciones Pareto dentro del espacio objetivo y/o espacio de decisión.
- Elitismo: en términos generales, el elitismo consiste en guardar la mejor solución generada durante la búsqueda. En este archivo, una segunda población es usada para guardar soluciones de alta calidad. Las soluciones archivadas, son usadas para generar nuevas soluciones.

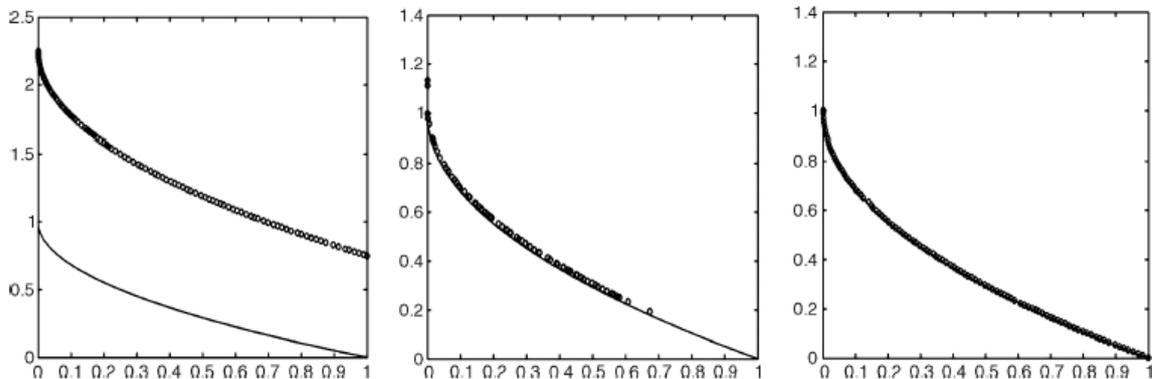


Figura 5 - Ejemplos de Frente de Pareto
(Talbi, 2009, pág. 337)

En ciertos casos, las aproximaciones obtenidas del Frente de Pareto pueden no ser muy útiles para la toma de decisiones. La Figura 5, muestra los posibles casos de un Frente de Pareto:

- El primer plot, muestra un frente que tiene buena distribución de soluciones, pero los puntos están lejos del Frente de Pareto; este frente no es atractivo debido a que no provee soluciones Pareto Optimal.

- El segundo plot, posee un conjunto de soluciones que son cercanas al Frente de Pareto, sin embargo, algunas regiones del verdadero Frente de Pareto no son cubiertas, por lo que se puede perder importante información para la toma de decisiones.
- El tercer plot, tiene dos propiedades deseables de buena convergencia (cercanía al Frente de Pareto) y diversidad (distribución de las soluciones encontradas en el Frente de Pareto).

2.4. Algoritmos Evolutivos

Los algoritmos evolutivos basan sus criterios de optimización, en la teoría de la evolución natural, es decir estos algoritmos buscan emular la supervivencia de las soluciones más aptas encontradas a lo largo de un proceso iterativo de búsqueda. La característica principal de los algoritmos evolutivos es que trabajan con poblaciones de soluciones, de esta manera la optimización multiobjetivo se enfoca en buscar entre las soluciones del conjunto de Pareto, aportando alternativas para la toma de decisiones en una sola ejecución (Kalyanmoy, 2008).

Acorde a Zitzler et al., (2004) en los algoritmos evolutivos todas las aproximaciones operan en un conjunto de soluciones candidatas, usando simplificaciones. El conjunto es modificado por dos principios básicos: selección y variación. La selección simula la competición para los recursos y reproducción entre seres vivos; la variación imita la capacidad natural de crear nuevos seres humanos mediante medios de recombinación y mutación.

2.4.1. Algoritmos Evolutivos Multiobjetivos (MOEAS)

Estos algoritmos son técnicas de optimización estocástica usados para encontrar soluciones Pareto-Optimal mediante el uso de la relación de dominancia, es decir, en cada iteración los valores objetivo son calculados por cada individuo y son usados para determinar relaciones de dominancia dentro de la población, con el fin de seleccionar soluciones potenciales para la producción de población nueva. Esta población puede ser combinada con la población inicial para producir la población para la siguiente generación (Coello et al, 2007).

Según Coello et al (2006), estos algoritmos se los puede clasificar como algoritmos de segunda generación en función del uso del elitismo. Además, de manera general estos algoritmos utilizan un archivo externo para guardar las soluciones no-dominadas después de cada generación, para luego del proceso iterativo de búsqueda, producir soluciones efectivas del conjunto de la Frontera de Pareto. Esto permitirá examinar las posibles alternativas, sin tener que analizar la totalidad de las posibles soluciones.

2.4.1.1. Simulated Annealing (Algoritmo del Recocido)

Este algoritmo se basa en los principios del proceso de recocido, el cual requiere calentar y luego enfriar lentamente una estructura para obtener una estructura cristalina fuerte. La resistencia de la estructura depende de la velocidad de enfriamiento de los componentes, si la temperatura inicial no es lo suficientemente alta o se aplica un enfriamiento rápido, se obtienen imperfecciones y no alcanzará el equilibrio térmico (Metrópolis et al, 1953).

Talbi (2009) menciona que el algoritmo del recocido simula los cambios de energía en un sistema sometido a un proceso de enfriamiento hasta que converge a un estado de equilibrio. La función objetivo del problema es análoga al estado energético del sistema y las variables de decisión son análogas a las posiciones moleculares. El objetivo principal del algoritmo es escapar de los óptimos locales y retrasar la convergencia.

A partir de una solución inicial, el algoritmo realiza varias iteraciones y en cada iteración, se genera un vecino aleatorio. Los movimientos que mejoran la función de costo son siempre aceptados, de lo contrario, el vecino se selecciona con una probabilidad que depende de la temperatura actual y la cantidad de degradación de la función objetivo.

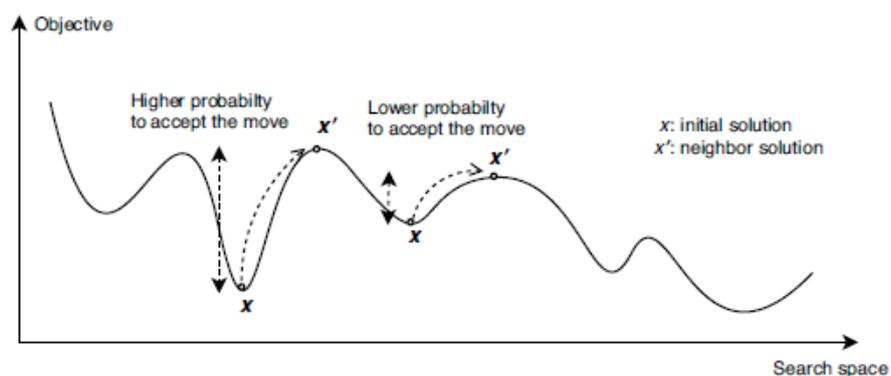


Figura 6 - Principio del algoritmo simulated annealing (escapando del óptimo local) (Talbi, 2009, pág. 127)

La Figura 6 muestra que cuanto más alta sea la temperatura, más significativa será la probabilidad de aceptar un peor movimiento. A una temperatura dada, cuanto menor sea el aumento de la función objetivo, más significativa será la probabilidad de aceptar el movimiento. Siempre se acepta un movimiento que mejora la función de costo (Talbi, 2009).

2.4.1.2. Algoritmo Genético de Clasificación No-Dominada II (NSGA-II)

Acorde a Talbi (2009), en este algoritmo la población de soluciones se clasifica de acuerdo a dos criterios: 1) Bajo el concepto de dominancia, las soluciones no-dominadas de la población se asignan iterativamente a un rango determinado; 2) Dentro de los rangos, las soluciones se clasifican nuevamente de acuerdo con la distancia de aglomeración (crowding distance). Esta distancia se define como la circunferencia del rectángulo definida por sus vecinos de izquierda y derecha.

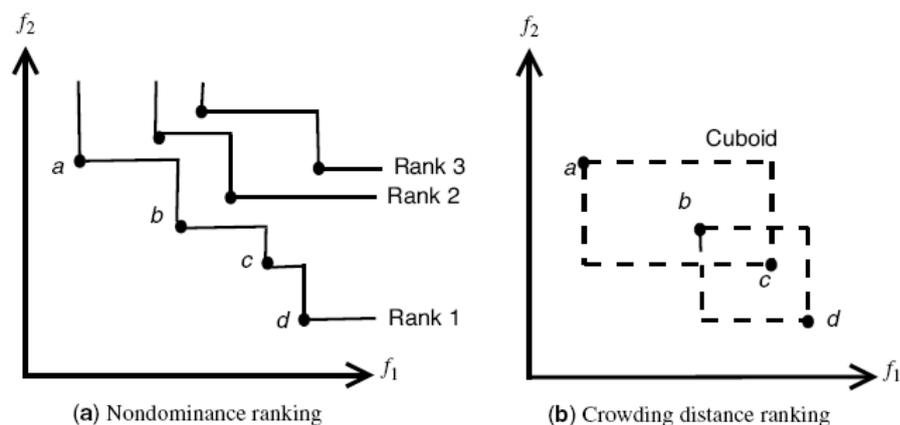


Figura 7 - Método de ranking usado en NSGA II (Talbi, 2009, pág. 346)

La Figura 7 (izquierda) muestra el primer criterio de clasificación. Conforme el segundo criterio, se considera que las mejores soluciones son las que poseen la distancia de aglomeración más grande, debido a que introducen una mayor diversidad en la población. En la Figura 7 (derecha), las soluciones a y d que pertenecen al rango 1 y en términos de dominancia tienen la mejor puntuación en términos de aglomeración.

La fase de reemplazo de la población consiste en lo siguiente: la población antigua y la descendencia se combinan y se clasifican de acuerdo con los dos criterios: no-dominancia y aglomeración. El mejor 50% de la unión de las dos poblaciones forma la

nueva población. El ranking de no-dominancia se utiliza para seleccionar a los mejores individuos, si sus clasificaciones son iguales, se utilizan los criterios de aglomeración para seleccionar al individuo que da la mayor distancia de aglomeración.

2.4.1.3. Optimización Multiobjetivo mediante Enjambre de Partículas (MOPSO)

Talbi (2009), menciona que este algoritmo incorpora la dominancia de Pareto dentro del algoritmo de optimización por enjambre de partículas. En este algoritmo una población de soluciones (partículas) es usada sin ningún crossover u operador de mutación. Cada solución es asignada una velocidad y usa esta velocidad para hacer un movimiento en el espacio de búsqueda. La determinación de la velocidad de una partícula depende de la mejor posición que la partícula ha alcanzado (el mejor local) y la mejor posición que la población ha encontrado (el mejor global).

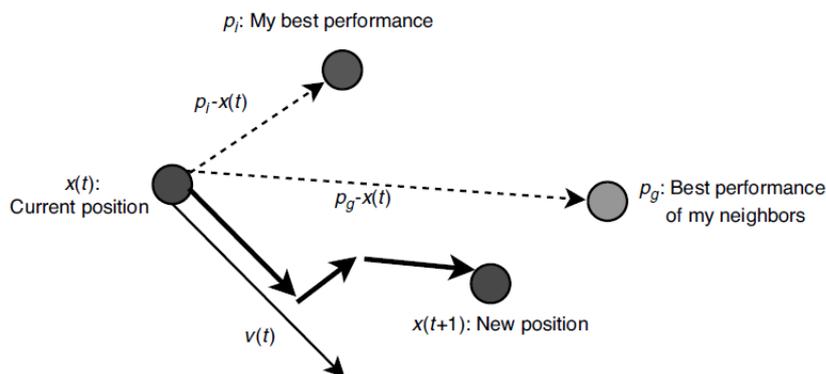


Figura 8 - Movimiento de partículas y actualización de velocidades (Talbi, 2009, pág. 260)

La Figura 8 muestra el principio del algoritmo basado en el movimiento de partículas y actualización de velocidades. MOPSO busca el mejor local para cada solución, con el fin de encontrar la mejor posición global para cada solución. Este algoritmo utiliza un archivo externo (repositorio) para almacenar las partículas no-dominadas. Este repositorio se utiliza para identificar al líder que guiará la búsqueda y se actualiza constantemente.

Las ecuaciones [6] y [7] representan este algoritmo:

$$v_i(t) = w * v_i(t - 1) + c1 * rand * (p_i - x_i(t - 1)) + c2 * rand * (p_g - x_i(t - 1)) \quad [6]$$

Dónde:

$v_i(t)$ = es la actualización de la velocidad

w = es el peso de inercia (representa un consenso entre la exploración global y local)

$v_i(t - 1)$ = velocidad anterior

$c1, c2$ = constantes

$rand$ = número aleatorio

p_i = mejor resultado local

p_g = mejor resultado global

$x_i(t - 1)$ = posición anterior

$$x_i(t) = x_i(t - 1) + v_i(t) \quad [7]$$

Dónde:

$x_i(t)$ = nueva posición

$x_i(t - 1)$ = posición anterior

El algoritmo se ejecuta de la siguiente forma: Se inicializa una población y se evalúa en función de la función objetivo. Los mejores resultados se guardan en el repositorio. Luego se genera hipercubos del espacio de búsqueda donde cada coordenada está definida acorde a los valores de sus funciones objetivos. Se computa la nueva posición de las partículas sumando el valor actual de la partícula, con la mejor posición que la partícula ha tenido y un valor tomado del repositorio. Se evalúa cada partícula de la población y se actualiza las mejores posiciones (Coello et al., 2004).

2.4.1.4. Algoritmo Evolutivo Pareto Fuerte (SPEA2)

En el trabajo de Zitzler et al, (2001) se sugirió este algoritmo, el cual mantiene una población externa en cada generación, guardando todas las soluciones no dominadas desde la población inicial. La población externa participa en las operaciones genéticas. En cada generación, se combina la población actual y la externa, todas las soluciones no dominadas son guardadas en un archivo externo. Acorde a (Talbi, 2009), las principales características de este algoritmo son las siguientes:

- Se utiliza un esquema en el cual se contabiliza el número de individuos que domina y que es dominado.

- Una técnica de estimación de densidad del vecino más cercano, es incorporada y permite guiar al proceso de búsqueda de manera precisa.
- Un nuevo archivo de métodos de truncamiento, garantiza la preservación de soluciones en la frontera.

Este algoritmo provee de un buen desempeño en términos de convergencia y diversidad.

2.5. Teoría Simbiogenética

Margulis y Sagan (2003) presentan una teoría del origen de la discontinuidad de las células procariotas en eucariotas y, además se plantea que la especiación y la mayor parte de las características de los organismos son el resultado de varias interacciones simbiogenéticas. La teoría simbiogenética es una teoría alternativa sobre la evolución y reduce la importancia de las mutaciones en el proceso evolutivo debido a que estos cambios aleatorios en los genes son en la mayoría dañinos.

Además, Margulis (2002) menciona que la mayoría de absorciones, de adquisiciones, de fusiones y de uniones genéticas tienen lugar en condiciones de dificultades medioambientales. Algunas de estas asociaciones duran una estación, o incluso menos, pero ocasionalmente los microbios se funden permanentemente con formas de vida superiores. Ohno (1970) menciona que los eventos de duplicación de genes representan un mecanismo importante para la evolución de las funciones biológicas. La duplicación de genes permite conseguir variantes del gen duplicado sin afectar al organismo, lo que se traduce en la adquisición de nuevas funciones (neo-funcionalización).

Margulis y Sagan, (2003) menciona que la especiación y diversidad ha proliferado gracias a mecanismos moleculares basados en la secuenciación de genomas, como la transferencia horizontal de genes, la cual se refiere a la transmisión no genealógica de material genético de un organismo a otro, lo cual permite la adquisición de nuevas funcionalidades.

2.5.1. Creación de Nuevos Genes

Soberón y Bolívar Zapata (1999) proponen las siguientes definiciones importantes relacionadas a genética: los cromosomas son estructuras formadas por ADN, que están

localizadas en el núcleo de las células; el gen es un segmento particular del material genético (ADN); el genoma es el conjunto de genes que define la naturaleza de un organismo vivo.

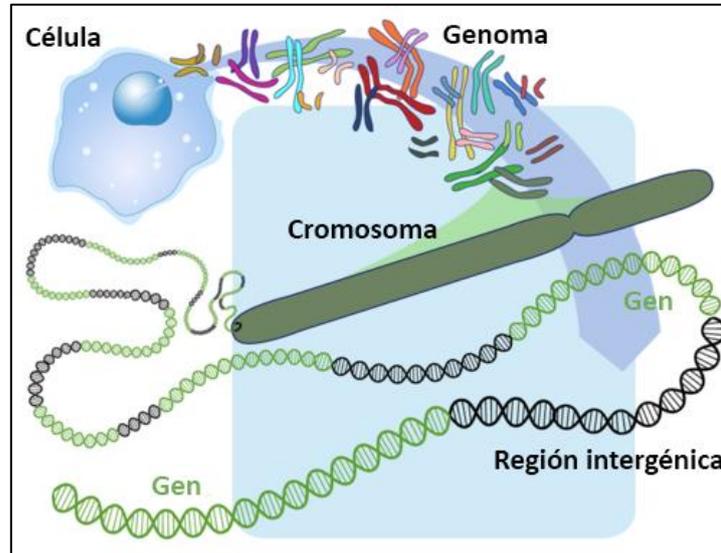


Figura 9 - Elementos celulares que intervienen en la creación de genes
(Credit: Mariana Ruiz Villarreal (LadyofHats) for CK-12 Foundation. License: CC BY-NC 3.0)

La Figura 9 ilustra los elementos que intervienen en la creación de nuevos genes: célula, genoma, cromosoma, gen, región intergénica (exones e intrones). Según Long et al (2003), los mecanismos moleculares relacionados a la creación de nuevas estructuras de genes son los siguientes:

- Exon Shuffling: es un proceso a través del cual, 2 o más exones pueden ser recombinados ectópicamente (recombinación entre secuencias no-homologas) o este mismo gen puede duplicarse para crear una nueva estructura
- Duplicación de Genes: en este modelo, se crea un gen duplicado que puede envolver nuevas funciones, mientras que la copia ancestral mantiene sus funciones originales.
- Retroposicion: este mecanismo crea genes duplicados a través de la transcripción reversa de genes iniciales.
- Elementos móviles: consiste en la integración dentro de la porción de código genético.
- Transferencia lateral: en la procariotas, generalmente los genes son transferidos entre organismos.

- Fusión/Fisión de Genes: 2 genes adyacentes pueden fusionarse en un solo gen o un gen puede separarse en dos.
- Originación de novo: el código de una región genética no codificada genera un nuevo gen.

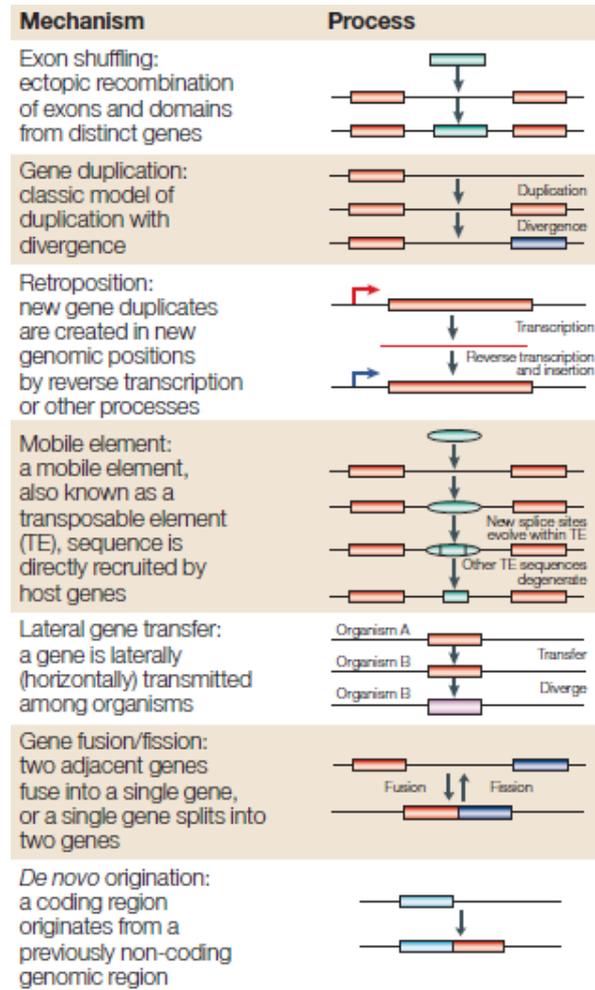


Figura 10 - Mecanismos moleculares para crear nuevas estructuras de genes
(Long et al., 2003, pág. 2)

La Figura 10 ilustra los mecanismos moleculares listados anteriormente, para crear nuevas estructuras de genes.

2.5.1.1. Duplicación de Genes

Acorde a Soberón y Bolívar Zapata (1999), la molécula de ADN tiene la misma estructura general en todos los seres vivos (doble hélice) por lo que esta puede recombinarse. Según Zhang (2003) la duplicación ocurre en un individuo y puede mantener o perderse

en la población, de manera similar a la mutación. La evolución y supervivencia de los genes será determinado por las funciones del gen duplicado.

Los principales destinos de un gen duplicado son los siguientes:

- Pseudogenización: la duplicación de genes genera redundancia y no ofrece ventajas tener dos genes idénticos.
- Conservación de la función: la presencia de genes duplicados es beneficioso debido a que se provee de cantidades extra de proteínas.
- Subfuncionalización: a menos que la cantidad de producto de genético sea ventajoso, dos genes idénticos en función no es probable que se mantengan estables.
- Neofuncionalización: el factor más importante es que la duplicación de gen puede originar una función nueva.

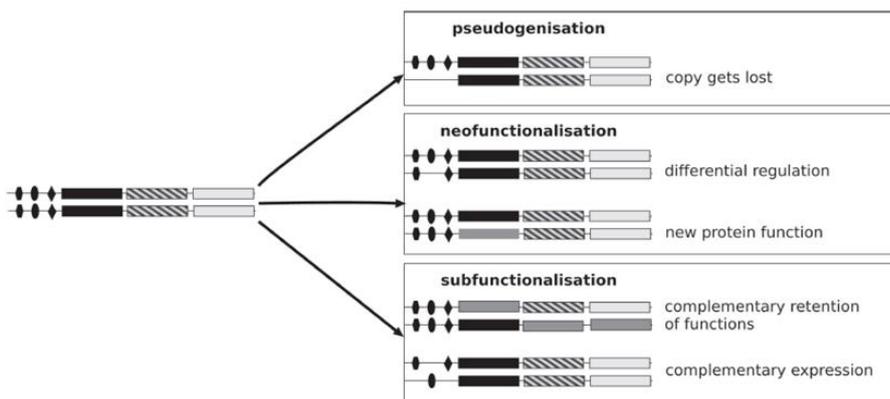


Figura 11 - Destino de genes duplicados de genes (Sikosek & Bornberg-Bauer, 2010, pág. 109)

La Figura 11 ilustra el destino de genes duplicados para la pseudogenización, neofuncionalización y subfuncionalización.

2.5.1.2. Transferencia Horizontal de Genes

Según Goldenfeld y Woese (2007), la THG es la transmisión no genealógica de material genético de un organismo a otro, lo cual permite especiación y novedades evolutivas. Koonin et al. (2001) manifiestan que la resistencia a los antibióticos ha sido una funcionalidad de las bacterias causada por la transferencia lateral de genes. Además de contribuir al proceso evolutivo, reorganizando los genomas procariontes y proveyendo de nuevas funciones biológicas.

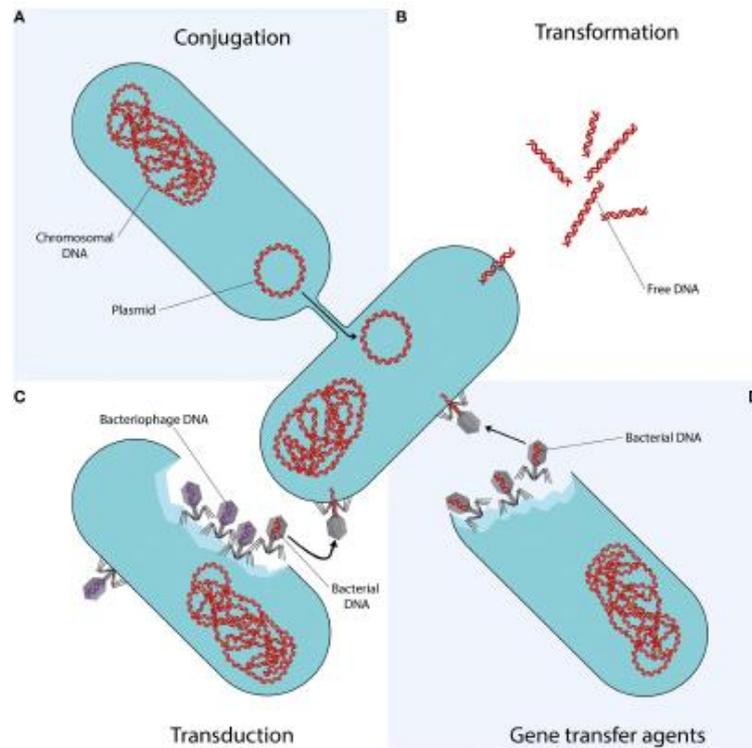


Figura 12 - Mecanismos de transferencia de genes: a) transducción, b) transformación, c) conjugación y d) agente de transferencia de genes (Von Wintersdoff et al, 2016, pág. 4)

Von Wintersdoff et al (2016), presentan cuatro posibles mecanismos de transferencia de genes, conforme a lo presentado en la Figura 12: transducción, transformación, conjugación y agente de transferencia de genes.

- La conjugación ocurre cuando existe contacto directo entre dos bacterias no relacionadas y transfieren pequeñas piezas de material genético (plásmidos).
- La transformación es un proceso donde el material genético libre de una bacteria en el ambiente extracelular, es asimilado por otra bacteria.
- La transducción ocurre cuando virus específicos transfieren material genético ventajoso para el huésped, con el objetivo de promover la supervivencia.
- Agentes de transferencia de genes son células producidas por el organismo huésped que pueden transferir material genético.

2.6. Servicio a Pozos y Reacondicionamiento de Pozos Petroleros (Workovers)

Los campos petroleros poseen desde uno a cientos de pozos, dependiendo del volumen de reservas que posean los yacimientos, y su productividad se ve afectada principalmente por el malfuncionamiento de los equipos de levantamiento artificial, daño en la cara del reservorio, problemas mecánicos en la completación del pozo, declinación del aporte de petróleo de cada yacimiento productor y el incremento de corte de agua (Perrin, 1999).

La rentabilidad de un pozo depende del volumen de producción debido a las características propias del yacimiento, además depende, del mantenimiento y la completación correcta para adaptarse a la variación de condiciones del reservorio y de la cara de la formación. Además, se debe tener en cuenta que existen costos variables y fijos que impactan en la economía de un pozo productor.

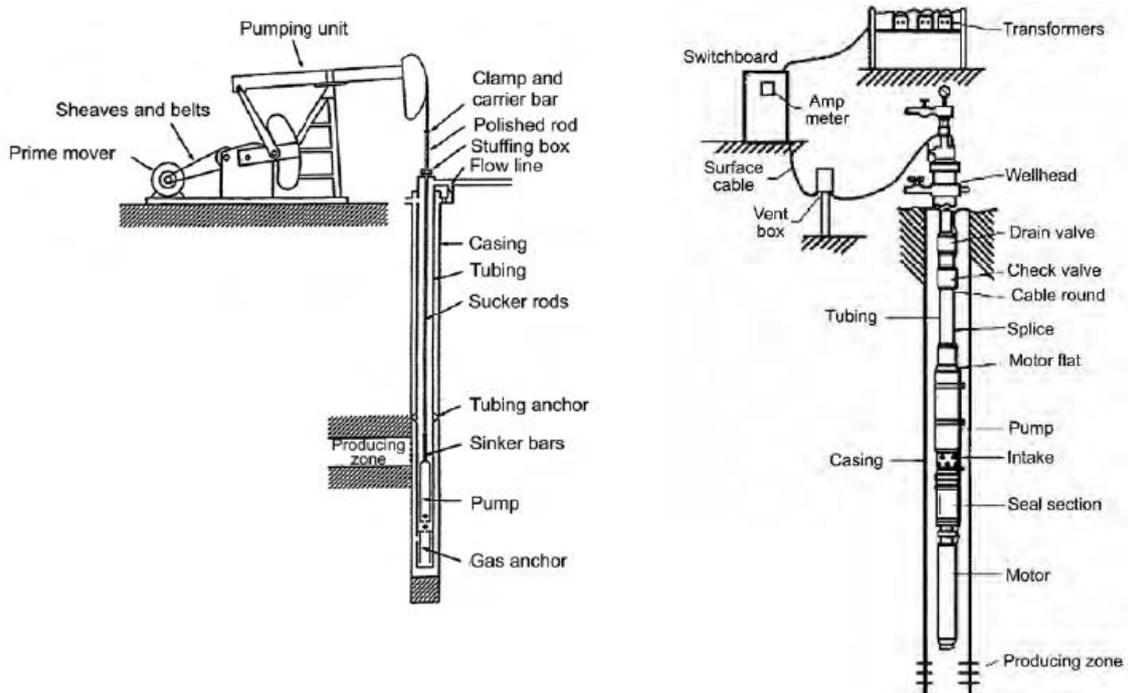


Figura 13 - Ejemplo de completación de pozos petroleros.
(Wake, 2007, pág. 415-417)

La Figura 13 presenta ejemplos de levantamiento artificial que son instalados en los pozos (a la izquierda, el esquema de un pozo completado con bombeo mecánico y a la

derecha, un pozo completado con equipo electrosumergible), cabe resaltar que el diseño de la completación depende del yacimiento (zona productora) que aporte petróleo. Generalmente, los workovers (intervención a pozos con fallas) se realizan mediante unidades móviles compactas con equipamiento de generación y almacenamiento de fluidos, llamadas también “torres de workover”. Debido al costo del servicio de estos equipos, se limita su uso, lo que produce una potencial pérdida de producción (Aloise et al, 2006).



Figura 14 - Torre de reacondicionamiento
(Aloise et al, 2006, pág. 2)

La Figura 14 muestra un ejemplo de una torre de reacondicionamiento utilizada para la intervención de pozos petroleros. A medida que el número de pozos a intervenir aumenta los retos relacionados a la logística también aumentan, por lo que esencial optimizar los costos y operaciones de las torres de reacondicionamiento. Por lo tanto, el orden de secuencia para realizar los servicios de reacondicionamiento impacta significativamente en la producción de petróleo en un horizonte de planeación (Bassi et al., 2012).

Perrin (1999), manifiesta que las principales causas para realizar el servicio a pozos son las siguientes:

- Consideraciones operacionales: caída de producción, daño prematuro o equipos de completación obsoletos (pulling de equipos).
- Consideraciones del reservorio: conocimiento de la evolución del reservorio o como adaptarse a su comportamiento. Incluye tratamientos químicos para estimular el aporte de hidrocarburos.
- Operaciones misceláneas: incluyen operaciones de reactivación de pozos, re-completaciones, problemas asociados a la ejecución de las operaciones

anteriormente mencionadas como pesca de herramientas y control de producción de sólidos y/o fluidos, etc.

2.6.1. Reservas de Petr6leo

Acorde a Craft y Hawkins (1991), es el volumen de hidrocarburos que se estima extraer del subsuelo a partir de datos existentes, se consideran t6cnicamente recuperables y comercializables a partir de una fecha determinada, bajo condiciones econ6micas y regulaciones estatales vigentes. Seg6n Moix Munt6 (2014) el comportamiento de la producci6n de un pozo depende de las caracter6sticas de cada yacimiento y el dise1o del pozo.

Cada pozo tendr1 una producci6n de petr6leo inicial que con el tiempo ir1 declinando progresivamente hasta agotar las reservas existentes en su 1rea de drenaje. Junto con el petr6leo en sitio y dependiendo de las condiciones de depositaci6n existir1 adem1s un determinado contenido de agua y sedimentos. Para estimar las capacidades y dimensiones de las facilidades de superficie y estimar los costos de operaci6n, se debe proyectar la producci6n de petr6leo, agua y sedimentos.

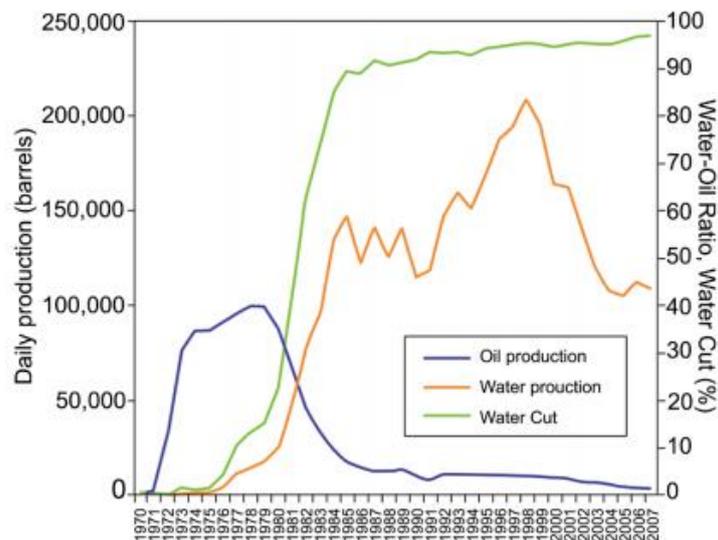


Figura 15 - Ejemplo de historial de producci6n de crudo y agua en un campo petrolero (Nabzar, 2011, p1g. 3)

La Figura 15 presenta el hist6rico de producci6n de petr6leo y agua en un campo petrolero. Se puede evidenciar que conforme la producci6n de agua incrementa, la producci6n de petr6leo declina.

2.6.2. El Problema del Ruteo de Torres de Reacondicionamientos a Pozos Petroleros (WRP)

El problema de las torres de workover (WRP-workover rig problem), consiste en la búsqueda de rutas factibles para cada torre con el objetivo de minimizar las pérdidas de producción. Los pozos están distribuidos espacialmente, agrupados en plataformas a lo largo del campo, y la distancia entre ellos puede ser lejana, consecuentemente el tiempo para alcanzar un pozo es a una función de la velocidad de movilización, condiciones de los equipos y el estado de las carreteras (Bissoli et al, 2015).

En los trabajos presentados por Bassi et al (2012) y Pérez et al (2016), se presenta el estado del arte del WRP, donde clasifica a este problema en 2 grupos: como un problema de asignación en el ambiente de máquinas paralelas y como un problema de ruteo y asignación con múltiples vehículos; además, en la literatura presentada. Además, el WRP generalmente se enfoca en un solo objetivo que está asociado a minimizar el costo de la solución.

En los problemas reales, los objetivos no están limitados exclusivamente a los costos, existen otras variables a minimizar o maximizar como por ejemplo la cantidad de pozos a intervenir, producción de petróleo y agua, tiempos de intervención, prioridad estratégica de ciertos pozos, la cantidad de torres de workover disponibles, rentabilidad del proyecto, entre otros.

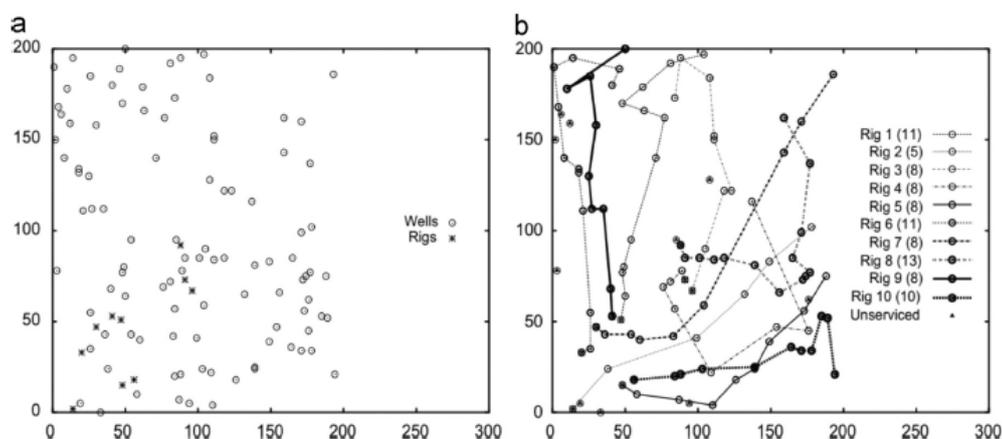


Figura 16 - Ejemplo de de ruteo de torres a pozos petroleros (Ribeiro et al., 2012, pág. 2)

La Figura 16 presenta un ejemplo de ruteo de torres de workover a pozos que necesitan intervención. El WRP consiste en minimizar la pérdida total de producción o maximizar la producción total, mientras se satisfacen algunas restricciones en un horizonte de tiempo con al menos una torre de reacondicionamiento (Duhamel et al., 2012).

Bassi et al (2012) y Perez et al (2016), mencionan que el WRP puede ser clasificado en 2 tipos de problemas: como un o como un problema de ruteo y asignación con múltiples vehículos:

1. Problema de asignación en el ambiente de máquinas paralelas: para este grupo, las aproximaciones son desarrolladas para realizar el servicio a todos los pozos dentro de un horizonte de planeación, se consideran ventanas de tiempo, la flota de torres es uniforme y no se considera la distancia entre los pozos. Los algoritmos utilizados, generalmente, se enfocan en la asignación de pozos a intervenir para un número de torres de reacondicionamiento, en un periodo de tiempo y su objetivo principal es minimizar costos.
2. Para el problema de ruteo y asignación con múltiples vehículos: un horizonte de planeación es considerado, además se considera la distancia entre pozos, ventanas de tiempo y una flota de torres homogénea o heterogénea, en este caso, no es mandatorio el servicio a todos los pozos dentro del horizonte de planeación. Los algoritmos utilizados se basan, generalmente, en seleccionar una ruta en la cual las torres de reacondicionamiento intervendrán los pozos, su objetivo principal es minimizar costos.

Según Bassi et al (2012) este problema puede ser tratado como una variante de Problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo, teniendo en cuenta la capacidad de las torres de reacondicionamientos y que no retornan a la base luego de dar el servicio a un pozo, es decir un circuito abierto.

2.6.2.1. Ruteo de Vehículos con Ventanas de Tiempo

El problema de ruteo de vehículos (VRP) es una generalización del conocido Problema del Viajante (TSP, por sus siglas en inglés) el cual busca la ruta más corta posible entre un conjunto de ciudades a viajar, fue propuesto por Dantzig and Ramser en 1959. Este problema determina un grupo de rutas en el que cada vehículo parte de un depósito y

proporciona servicio a un grupo de consumidores distribuidos geográficamente de forma dispersa.

Olivera (2004) menciona que existen varias condiciones en el mundo real que han provocado variantes al VRP para aplicaciones más realistas, este es el caso del problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo (VPRTW). En este tipo de problemas, las ventanas se definen como el intervalo de tiempo en que se puede realizar un servicio a un determinado cliente; además, el VPRTW considera el costo de espera que incurre un vehículo si llega antes del tiempo en que inicia la ventana, minimiza el número de vehículos a utilizar y la distancia de la ruta, sin violar la capacidad y otras restricciones.

2.6.2.2. Avances en el WRP

Conforme la literatura conocida acerca del WRP estudiada en la condición de ruteo y asignación, a continuación se presenta los avances en las investigaciones del problema de ruteo de torres de reacondicionamiento:

Paiva et al (2000), presentaron un estudio empleando un simulador de reservorio para analizar la influencia monetaria debido al cierre de pozos por fallas, además, se utiliza un factor de pérdida y una medida del volumen de petróleo que no es producido durante el cierre. Este algoritmo se basa en la optimización de un solo objetivo: Búsqueda de la ruta de menor costo total, donde el costo total de la ruta incluye gastos de la torre (transporte, ensamblaje y operación) y pérdidas diarias en pozos a la espera de workover. Se compara los algoritmos vecino más cercano, búsqueda en profundidad y simulated annealing (algoritmo del recocido).

Aloise et al (2006), propusieron una heurística de Búsqueda en un vecindario variable (VNS). Se usó una heurística constructiva para generar soluciones iniciales y se definió nueve vecindarios diferentes para buscar mejores soluciones. Se utiliza un criterio de flota heterogénea de torres de reacondicionamiento, además, las torres están distribuidas en el campo y no desde un depósito común. El algoritmo se basa en la optimización de un solo objetivo: minimizando las pérdidas de producción, las restricciones se enfocan en que cada reacondicionamiento sea con la torre adecuada. Se utiliza el algoritmo de búsqueda local para encontrar la mejor solución entre 9 posibles vecindarios con diferentes combinaciones de pozo y torre. Luego se realiza una perturbación para verificar si la nueva solución es mejor que la actual.

En su estudio Ribeiro et al (2012), aplicaron las heurísticas Búsqueda por clúster (CS) y Búsqueda adaptada a un vecindario extenso (ALNS), se comparó con los resultados con un algoritmo Búsqueda Local iterada (ILS). ALNS produjo los mejores resultados. El desarrollo de los algoritmos se basó en el problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo, con un depósito virtual, además se busca minimizar las pérdidas de producción y las restricciones se enfocan en que cada reacondicionamiento sea con la torre adecuada.

Ribeiro et al (2012), presentaron un modelo matemático y un algoritmo de ramificación, precio y corte (BPC). Este algoritmo consiste en obtener una fuerte relajación del modelo matemático (linealizar restricciones no lineales), mediante la incorporación de generación de columnas en el método ramificación y corte. El algoritmo utiliza un proceso de descomposición Dantzing-Wolfe para obtener relajaciones más fuertes de las restricciones. El siguiente paso consiste en un método de generación de columnas, este método resuelve en cada iteración un problema maestro con restricciones, formulando nuevas funciones objetivo para cada sub-problema. Los sub-problemas se vuelven a resolver, por ende, por cada sub-problema el problema maestro recibe un valor óptimo. El algoritmo propuesto minimiza una ecuación en la que resta la ganancia en producción de los pozos intervenidos de las pérdidas de producción. Las restricciones se enfocan en que cada reacondicionamiento sea con la torre adecuada. Además, las restricciones se enfocan para limitar la duración de la ruta.

Duhamel et al (2012), proponen tres modelos de programación entera lineal mixta. El primer modelo es un modelo mejorado propuesto por (Aloise et al, 2006) y corresponde a una formulación basada en horarios, el segundo es basado en un modelo abierto de ruteo de vehículos y el tercero es basado en el modelo de cobertura, incorporando la estrategia de generación de columnas para encontrar la solución óptima lineal (BPC). Los mejores resultados los proporcionó el tercer modelo, alcanzando valores óptimos para instancias medias. Se utilizó 60 pozos de un clúster mediano de Brasil. Los algoritmos se basan en minimizar las pérdidas de producción en el horizonte de tiempo.

Bassi et al (2012), desarrollaron un método de simulación-optimización para generar soluciones. La etapa de simulación consiste en realizar un muestreo aleatorio de datos para la siguiente etapa optimizar. Se utiliza 2 métodos de optimización: el primero es un método a través del algoritmo Greedy, llamado heurística constructiva, el cual realiza

procedimientos alternos de orden y secuencia a los pozos a intervenir; y el segundo es una heurística GRASP. Los algoritmos toman en consideración el tiempo de movilización, desmovilización y tiempo de servicio a pozos. Además, consideran el manejo de H2S como una restricción de capacidad para las torres. En este estudio, un método aleatorio descendiente fue utilizado, el cual evita búsquedas exhaustivas de vecindarios, este método examina un vecino y lo acepta si es estrictamente mejor que la solución actual; además, el método no explora el vecindario completo de la solución actual, por lo que no garantiza que la solución final es un óptimo local. La función objetivo a minimizar es la pérdida de producción de los pozos en cola para el respectivo servicio y, además, se agrega el criterio de penalización, en caso de que exista in-factibilidad. Primero se realiza una simulación del servicio a pozos para luego optimizar con criterios de prioridad.

Ribeiro et al (2014), presentan la comparación entre una heurística BPC, heurística ALNS, un algoritmo genético híbrido (HGA) y la heurística VNS. Se Utiliza una flota heterogénea dando un plazo específico para el servicio a pozos. La función objetivo minimiza las pérdidas de producción (la diferencia entre la pérdida máxima y la suma de la producción recuperada por las torres). El algoritmo genético híbrido comienza con asignación aleatoria de pozos a torres, luego el método iterativo selecciona 2 padres mediante un torneo binario y aplica un crossover para generar una descendencia. Esta solución es incorporada a un procedimiento de búsqueda local, luego pasa a una fase de selección de sobrevivientes.

Luo et al (2014), analizó dos tipos de BPC con diferentes estrategias de aceleración para la generación de columnas. Este trabajo provee una extensión del problema de ruteo del mecánico para múltiples objetivos (MTRP) con restricción en la distancia. Además, se incluyen estrategias de aceleración para el desarrollo del algoritmo. La función objetivo minimiza el tiempo de espera de todos los clientes después que los vehículos salen del depósito. En el Algoritmo BPC, el subproblema de precio se lo trató como un problema del camino más corto con recursos limitados; además para resolver el subproblema un algoritmo de grafos (label-setting) fue desarrollado, el cual minimiza los costos de todas las rutas factibles.

2.6.3. Análisis de la Rentabilidad en la Industria del Petróleo

Acorde a Moix (2014), la industria petrolera diferencia dos tipos de fondos para la realización de proyectos, estos son: los CAPEX y los OPEX:

- CAPEX: son las inversiones y otros desembolsos capitalizables que pasan a formar parte de los activos de la empresa. Esta clasificación incluye: construcción de plataformas, facilidades y vías de acceso; perforación, completación y evaluación de la producción inicial; intervención a nuevas zonas para aumentar la tasa de producción, etc.
- OPEX: son los costos relacionados a la operación y que no pueden ser considerados como activos de la empresa o no pueden ser capitalizados. Ejemplo: energía eléctrica, químicos de tratamiento. Intervenciones para reparar la completación de fondo (pulling), etc.

El objetivo de los proyectos petroleros es incorporar reservas probadas para extraer la mayor cantidad de petróleo posible del yacimiento. Acorde a Abdel-Aal y Alsahlawi, (2014), los métodos para evaluar la rentabilidad en la industria petrolera son los siguientes:

- Retorno de la inversión (ROI).
- Periodo de recuperación de la inversión.
- Tasa de retorno del flujo de caja descontado.
- Valor actual neto.

2.6.3.1. Retorno de la Inversión (ROI)

Acorde a Abdel-Aal y Alsahlawi, (2014), cuando el flujo de caja se extiende por varios años, la tasa promedio de retorno es calculada usando un promedio de ganancias y dividiéndolas para la suma del capital invertido. El inconveniente de este método es que el dinero recibido en el futuro, es tratado como dinero a un valor presente. Se define con la Ecuación [8]:

$$ROI = \left[\frac{B_T}{CI} \right] \times 100 \quad [8]$$

Donde:

B_T : Beneficio neto o bruto en un periodo de tiempo

CI : Capital invertido

Para evaluar si un proyecto producirá un buen o mal retorno de capital, el ROI debe ser comparado con un nivel estándar de rentabilidad que la compañía petrolera desearía mantener.

2.6.3.2. Periodo de Recuperación de la Inversión

Abdel-Aal y Alsahlawi (2014), definen como el tiempo requerido para recuperar el capital invertido en forma de flujo de caja. Matemáticamente se define con la Ecuación [9]:

$$P.P = \frac{CI_D}{FC_{avg}} \quad [9]$$

Donde:

CI_D : Capital invertido depreciado

FC_{avg} : Flujo de caja anual promedio

Generalmente, las compañías petroleras buscan recobrar su capital invertido en periodos cortos, debido a la incertidumbre de un futuro y la necesidad de contar con fondos suficientes para proyectos posteriores. La desventaja de este método es que ignora el tiempo de vida de un proyecto.

2.6.3.3. Tasa de Retorno del Flujo de Caja Descontado

Acorde a Abdel-Aal y Alsahlawi (2014), se define como la tasa de retorno o tasa de interés que puede ser aplicable al flujo de caja anual para que el valor presente sea igual al capital invertido inicial. Mide la eficiencia del uso del capital invertido y es recomendado para proyectos en los cuales los fondos de inversión son restringidos y deben ser racionados con el fin de realizar otros proyectos.

2.6.3.4. Valor Actual Neto

Según Abdel-Aal y Alsahlawi (2014), el valor actual neto (VAN), permite calcular el valor presente de flujo de caja futuros, es decir determina la equivalencia de flujos de efectivo al tiempo presente con un valor de tasa de interés dado. Los resultados del VAN producen una medida directa del éxito de un proyecto. La fórmula del VAN es presentada en la Ecuación [10]:

$$VAN = FC_i - CI \quad [10]$$

Donde:

FC_i : Valor presente del flujo de caja

CI : Capital invertido

3. Metodología

Acorde a Hillier y Lieberman (2010), las etapas más importantes en un estudio de investigación de operaciones son las siguientes:

1. Definición del problema de interés y recolección de datos relevantes.
2. Formulación de un modelo matemático que represente el problema.
3. Desarrollo de un procedimiento basado en computadora para derivar una solución para el problema o modelo.
4. Prueba del modelo y mejoramiento de acuerdo a las necesidades.
5. Preparación para la aplicación del modelo.
6. Implementación.

Debido a que se someterá un grupo de datos a determinadas condiciones, para observar los resultados del algoritmo a desarrollar, el diseño de la investigación será experimental. El problema a estudiar será el WRP basado en la optimización multiobjetivo, para lo cual se recolectará información a través de entrevistas semiestructuradas a los principales actores que toman las decisiones de ruteo y asignación de torres de reacondicionamiento a pozos petroleros; además, se tomará en consideración los aportes al estudio del WRP con el fin de modelar analíticamente el problema. El aspecto más importante de la formulación del problema es la determinación de los objetivos, por lo que es necesario identificar a los usuarios que tomarán las decisiones concernientes al sistema en estudio. Por lo tanto, la formulación del problema debe considerar una metodología para la toma de decisiones multicriterio.

El desarrollo del algoritmo evolutivo propuesto, será asistido por un lenguaje de programación, en el cual se simulará el problema, ejecutará el algoritmo y presentará los resultados (variables de salida a definir). Las pruebas del algoritmo serán realizadas en un caso de estudio, para lo cual se analizará las operaciones de un campo petrolero en particular, finalmente, se analizará y se discutirá los resultados proveídos por el algoritmo diseñado en comparación con otros algoritmos multiobjetivo, con el fin de aportar una propuesta de mejoramiento.

3.1. Metodología para la Toma de Decisiones Multicriterio

Acorde a Talbi (2009), la metodología para la toma de decisiones consiste en los siguientes pasos:

1. Formular el problema: en este paso un problema de decisión es identificado, luego una sentencia inicial del problema es hecha. Los factores internos y externos y los objetivos del problema son bosquejados.
2. Modelar el problema: en este paso un modelo matemático es construido para el problema. El modelador puede inspirarse por modelos similares en la literatura. Esto reducirá el problema a modelos de optimización bien estudiados. Usualmente, los modelos son simplificaciones de la realidad e involucran aproximaciones y algunas veces ellos omiten procesos que son complejos para representar en un modelo matemático.
3. Optimizar el problema: Una vez que el problema es modelado, el procedimiento genera una buena solución para el problema. El algoritmo puede reusar algoritmos del estado del arte en problemas similares o integrar el conocimiento de una aplicación específica en el algoritmo.
4. Implementar una solución: la solución obtenida es probada prácticamente por el usuario y se implementará si es aceptable. Algún conocimiento práctico puede ser introducido en la solución para ser implementada. Si la solución no provee resultados aceptables el proceso de toma de decisión es repetido.

Debido a que se someterá un grupo de datos a determinadas condiciones para observar los resultados del algoritmo a desarrollar, el diseño de la investigación será experimental. Se realizará un estudio de caso que aportará conocimiento al problema de ruteo de torres de reacondicionamiento (WRP). Para este experimento se contará con soporte de un software específico para el desarrollo del código del algoritmo en un lenguaje de programación.

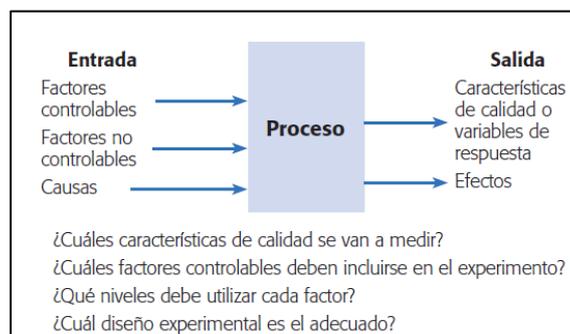


Figura 17 - Variables de un proceso
(Gutiérrez Pulido y De la Vara Salazar, 2008, pág. 7)

La Figura 17 muestra cómo está constituido un proceso a investigar. En esta investigación las variables de entrada serán las características de los pozos a intervenir (producción, ubicación, costos, etc.), en el proceso se encuentran involucrado el algoritmo propuesto, testeado en un ambiente particular (caso de estudio) y se obtendrá resultados relacionados a la optimización multiobjetivo.

3.1.1. Formulación del Problema

La investigación se realizará sobre la optimización multi-objetivo y el problema de ruteo de torres de reacondicionamiento (WRP), dos temas ampliamente estudiados de manera independiente, pero la relación entre estos temas ha sido vagamente examinada en la literatura correspondiente. Es común en la práctica, diseñar todos los problemas para optimizar un solo objetivo, lo cual no está completamente de acuerdo con las operaciones, debido a que en la industria hidrocarburífera se busca la máxima rentabilidad al menor costo y si solo nos enfocamos a un objetivo, perdemos oportunidades de mejora en otros.

Acorde al trabajo presentado por Irgens et al (2008), en el cual se desarrolló una aplicación usada en Arabia Saudita, donde el itinerario de torres de perforación es optimizado con múltiples objetivos, se presenta el impacto de las decisiones del itinerario en indicadores de desempeño y una interface muestra los cambios en el itinerario en respuesta a movimientos necesarios. El resultado muestra reducción en el tiempo de planeación, reduce tiempos de respuesta, reduce errores en la asignación de torres, mejora las habilidades y toma de decisiones; además, los resultados reportados presentan reducción en costo de transportación e incremento del flujo de caja.

Debido a los costos y la dificultad de conseguir torres de reacondicionamientos (la oferta es menor que la demanda), las intervenciones son intermitentes y no inmediatas, lo que ocasiona esperas por intervención a pozos. Lo que hace necesario minimizar el número de torres y tiempos de intervención a pozos de alta rentabilidad operacional. El entorno de las operaciones es dinámico, por lo tanto los algoritmos a utilizar deben ser flexibles a cambios del entorno y proporcionar calidad en las soluciones para la toma efectiva de decisiones (Branke et al, 2001).

3.1.1.1. Estudio de Caso

Es importante entender que el comportamiento de un campo petrolero se basa en las características de cada yacimiento productor, siendo la tasa de declinación de petróleo el factor más influyente para incrementar y/o mantener un determinado volumen de producción durante un periodo de tiempo. Por lo tanto, el objetivo de un correcto gerenciamiento de campos petroleros se basa en buscar las alternativas para mantener estabilidad en la producción de petróleo, al menor costo sin que desestabilice las condiciones operacionales del campo. Todo esto a través de la planificación efectiva de reacondicionamientos a pozos.

Luego de haber desarrollado el algoritmo, se procederá a aplicarlo en un caso real, se identificará el problema estudiado y sus oportunidades de mejora. De las entrevistas semiestructuradas se seleccionará el campo petrolero más adecuado para aplicar el algoritmo multiobjetivo, así como las variables a optimizar. El criterio de selección será el campo que contenga la mayor cantidad de variables y restricciones necesarias para analizar el desempeño del algoritmo diseñado; además, debe contar un número razonable de pozos con distintas condiciones geográficas. El objetivo es obtener un algoritmo robusto, flexible y adaptable a las características de cada campo petrolero. El análisis del caso, proveerá información acerca de los documentos necesarios (reportes, bitácoras, informes, etc.) para la extracción de datos y la definición de variables de entrada y salida.

3.1.2. Modelamiento del Problema

En este trabajo se propondrá un algoritmo evolutivo basado en la emulación de los mecanismos de Transferencia Horizontal y Duplicación de genes. El objetivo de la función de optimización, será buscar las mejores soluciones para el problema multiobjetivo, por lo tanto, las soluciones tratarán de converger hacia un conjunto de soluciones que satisfaga los criterios multiobjetivo.

Además, con el objetivo de mejorar el espacio de búsqueda cada nueva generación mejorará tomando en consideración el óptimo global. Conforme a López Carrascal (2011), la evolución innova a través de la transformación o modificación de los propios genes de un organismo, lo que será tomado en consideración para que las soluciones convergan y se diversifiquen en un Frente de Pareto. Adicionalmente, en función del

trabajo de Margulis y Sagan (2003) en la cual se menciona que las mutaciones refinarán de manera local la solución encontrada, en cada ruta se evaluará re-ordenamientos acorde a la función objetivo, con el fin de obtener soluciones más eficientes y no-dominadas.

3.1.2.1. Consideraciones para el Diseño del Algoritmo

Acorde a Talbi (2009), los principales componentes para diseñar un algoritmo evolutivo son los siguientes:

1. Representación: una solución de un problema multiobjetivo necesita ser representado en el espacio de decisión y en el espacio objetivo.
2. Inicialización de la población: debido a la amplia diversidad de poblaciones iniciales, el principal criterio para inicializar la población debe ser la diversificación.
3. Función objetivo: la función objetivo formula el objetivo a lograr y guía la búsqueda hacia buenas soluciones del espacio de búsqueda.
4. Estrategia de selección: se basa en la pregunta de *“Qué padres serán seleccionados para la nueva descendencia que tienda a mejorar la función de aptitud?”*
5. Estrategia de reproducción: consiste en diseñar adecuadas mutaciones y operadores de crossover, con el fin de generar nuevos individuos (descendencia).
6. Estrategia de reemplazo: la nueva descendencia compite con los individuos por un lugar en la siguiente generación.
7. Criterio de para: con el objetivo de evitar el desgaste de procesamiento y optimizar el tiempo de respuesta, se establece un criterio de para al algoritmo.

3.1.3. Implementación

En esta etapa se evaluará el Frente de Pareto que proporcione el algoritmo y se aplicará los criterios mencionados en las entrevistas semiestructuradas para escoger la solución que satisfaga al usuario decisor. En base al estudio de caso, se aplicará condiciones y/o restricciones para la ejecución del algoritmo. La implementación del algoritmo no posee costos iniciales ni de mantenimiento, por lo tanto, la aplicación del algoritmo estudiado optimizará el proceso de reacondicionamiento y las operaciones consecuentes como es la inyección o reinyección de agua y la eficiencia en la operación de las facilidades evitando la subutilización o la sobreutilización de los equipos.

3.2. Análisis de Resultados

Los resultados del algoritmo serán analizados en comparativa con otros algoritmos multiobjetivo, que dispongan del código en el lenguaje de programación utilizado en esta investigación. Se analizará en hojas de cálculo la producción de petróleo, la producción de fluidos, el flujo de caja que provee la ruta y el efecto en el presupuesto asignado. Conforme a la revisión de los avances de las investigaciones relacionadas al WRP, la literatura relacionada busca minimizar los costos de intervención o minimizar las pérdidas de producción. El trabajo de Irgens et al (2008) se centra en minimizar el costo y las pérdidas de producción y se presenta un valor presente neto estimado para cada cronograma, sin embargo, las asunciones tomadas son ideales y no representan la realidad operacional de un campo petrolero.

Esta investigación analizará la factibilidad de los resultados y las concesiones entre objetivos (tradeoffs) para el algoritmo propuesto y se comparará resultados entre otros algoritmos multiobjetivos para los mismos datos de entrada. La fase de comparación se realizará con los resultados financieros y estadística descriptiva, para discutir acerca de los resultados provistos por los algoritmos a comparar.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Para el desarrollo de la investigación, los datos requeridos en función de la metodología, fueron recolectados a través de entrevistas semiestructuradas a los ingenieros de operaciones de las empresas: Petroamazonas EP, Enap Sipec S.A., Consorcio Shushufindi y Andes Petroleum Ltd, que estuvieron dispuestos a colaborar con la investigación y cuyas operaciones de reacondicionamiento son constantes. La utilización de este tipo de técnica permitió obtener el conocimiento desde el punto de vista y experiencia de los sujetos participantes en la toma de decisiones. El Anexo I presenta la entrevista con las preguntas abiertas realizadas.

4.1. Toma de Decisiones Multicriterio en el WRP

4.1.1. Formulación Del Problema De Toma De Decisiones

El problema de investigación se enfocó en analizar el WRP mediante optimización multiobjetivo, con el objetivo de aportar y mejorar la toma de decisiones al momento de rutear y asignar torres de reacondicionamiento a pozos petroleros que necesitan mantenimiento. A continuación se presenta el análisis del caso de estudio para determinar variables de entrada, salida y consideraciones necesarias para aplicar el algoritmo diseñado.

4.1.1.1. Caso de Estudio Campo Catalina

El campo seleccionado para realizar el estudio de caso se lo denominó “Catalina”, con el fin de mantener un criterio de confidencialidad. A continuación se describe el proceso de planificación de reacondicionamientos de PETROAMAZONAS EP, se expone las operaciones de reacondicionamiento y los actores involucrados en el proceso de planificación de workovers.

4.1.1.1.1. Proceso de Planificación de Reacondicionamientos

Las principales actividades del proceso para planificar y ejecutar un workover, conforme a la información recopilada de la empresa Petroamazonas EP, son las siguientes:

- Revisión técnica de los pozos candidatos a realizar un reacondicionamiento (reservas de petróleo, características petrofísicas, etc.)
- Verificación del stock de materiales en bodega.
- Revisión de las propuestas técnico-económicas de las empresas de servicios, para operaciones particulares (torre de reacondicionamiento, fluidos de control, disparos, estimulaciones, etc.).
- Revisión económica del cronograma de reacondicionamientos.
- Elaboración de programas de reacondicionamiento para aprobación de los entes de control.
- Seguimiento de las operaciones.
- Revisión y análisis de los trabajos ejecutados.
- Elaboración de informe de resultados, diagramas, reportes finales.

La Tabla 1 presenta los reportes oficiales, productos del proceso de reacondicionamiento a pozos.

Tabla 1 - Reportes oficiales de trabajos de reacondicionamiento realizados

Reporte o Documento	Responsable	Descripción
Solicitud de reacondicionamiento dirigida al ente de control (MERNNR).	Gerente de Activo e Ingeniero de operaciones	Oficio de solicitud de aprobación o notificación para la realización del trabajo de reacondicionamiento con los sustentos técnicos necesarios. Alrededor de diez hojas en procesador de palabras.
Resultados de reacondicionamiento dirigido a los entes de control (ARCH y MERNNR).	Área de ingeniería en campo.	Oficio y resultados del reacondicionamiento realizado. Alrededor de cinco hojas en procesador de palabras.
Diagrama de completación final.	Área de ingeniería en campo.	Documento digital que presenta la completación mecánica final del pozo luego del trabajo.
Hoja de tiempo de trabajo de reacondicionamiento.	Área de ingeniería en campo.	Hoja de cálculo que contiene los tiempos ejecutados en cada actividad.

Fuente: Petroamazonas EP

Elaborado por: Jorge Luis Hidalgo

El proceso de Planificación de Reacondicionamientos de pozos posee clientes internos y externos, que se presentan a continuación:

- El área de operaciones representada por el Superintendente de operaciones: se encarga de que la producción alcance los niveles esperados, además, se encarga de mantener el bombeo constante de agua para inyección o reinyección y la correcta operación de la planta de procesamiento.
- El área gerencial representada por el Jefe de campo y el Gerente de activo: se encarga de controlar que todas las operaciones de campo se ejecuten de manera satisfactoria dentro del plazo y presupuesto programado.
- El área de gerencia general representada por el Gerente General y el Gerente coordinador de operaciones: se encarga de que toda la empresa cumpla el presupuesto y plan operativo anual y de igual forma busca optimizar recursos.
- Entes de control: son instituciones estatales las cuales vigilan el cumplimiento de la normativa vigente.

Los clientes del proceso permiten determinar que el uso efectivo de tiempo en las operaciones permite realizar más trabajos de reacondicionamiento, siempre y cuando se mantenga las condiciones de operatividad.

4.1.1.1.2. Análisis de Operaciones

En esta investigación se utilizó el reporte “Resultados de reacondicionamiento dirigido a los entes de control” el cual describe las operaciones realizadas, costos y datos de evaluación de producción, y el reporte “Hoja de tiempo de trabajo de reacondicionamiento” para obtener la información de tiempos de las actividades de reacondicionamiento. Se preparó una base de datos que constituye la fuente de información de variables de entrada para la ejecución del algoritmo propuesto.

El periodo analizado es el año 2018, en los cuales se realizó 124 trabajos de reacondicionamiento en el campo Catalina, la Tabla 2 muestra los tipos de reacondicionamiento realizados en el periodo estudiado.

Tabla 2 - Trabajos de reacondicionamiento realizados en el año 2018 en el campo Catalina

Tipo de reacondicionamiento	Número de trabajos realizados
Reparación de completación (pulling)	63
Estimulación química	9
Remediación de intervalos productores	29
Cambio de levantamiento artificial	7
Cambio de yacimiento productor	18

Fuente: Petroamazonas EP

Elaborado por: Jorge Luis Hidalgo

La Tabla 2 expone el número de workovers realizados conforme al tipo de reacondicionamientos realizados durante el año 2018. A continuación, se presenta la producción real del campo Catalina, durante el año 2018.

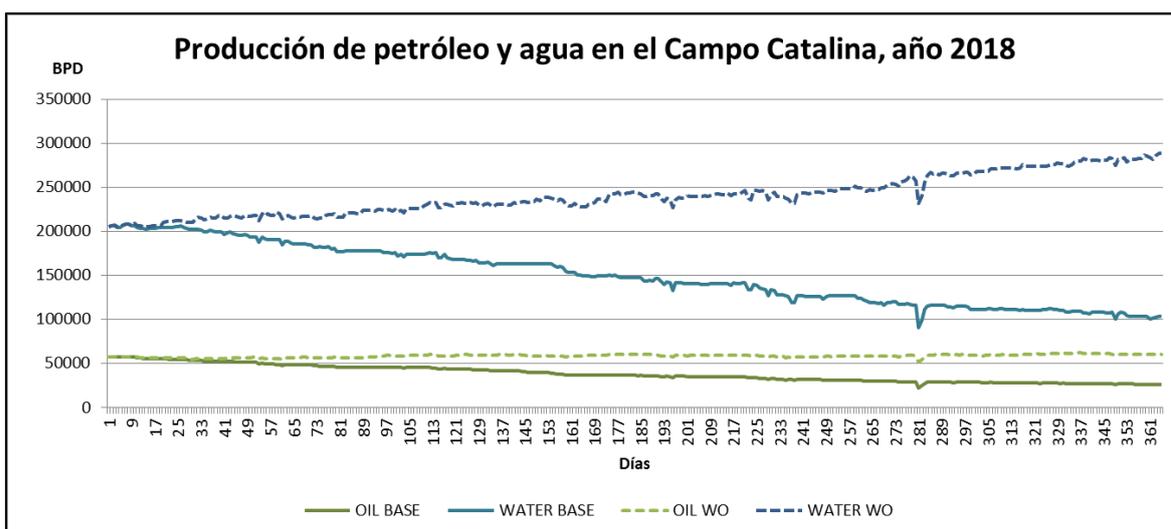


Figura 18 - Variables de un proceso

Fuente: Petroamazonas EP

Elaborado por: Jorge Luis Hidalgo

La Figura 18, muestra la producción de petróleo y agua en el año 2018 donde se evidencia el aporte de los reacondicionamientos realizados durante el mismo periodo. El Anexo II presenta los cronogramas de reacondicionamientos de los taladros que estuvieron operativos durante el año 2018.

La Tabla 3 presenta los tiempos que duran las principales operaciones de servicios a pozos que se extrajo del reporte "Hoja de tiempo de trabajo de reacondicionamiento".

Tabla 3 - Tiempos de duración estimados de las principales operaciones de reacondicionamiento

Servicio a pozos	Tiempo de duración promedio
Movilización/desmovilización de torre de reacondicionamiento	1 día - 40 km (con disposición de equipo pesado). 12 horas - 15 km
Pulling de completación simple	5 días
Intervención con afectación al yacimiento	6 días – 15 días

Fuente: Petroamazonas EP

Elaborado por: Jorge Luis Hidalgo

La Tabla 3 expone los datos relacionados a la planificación inicial de un workover, el tiempo de intervención varía dependiendo del trabajo que se va a realizar en el pozo. La Tabla 4 presenta los valores de las variables económicas recopiladas de 5 empresas operadoras.

Tabla 4 - Datos económicos recopilados de empresas operadoras

Clasificación de costos	Empresa A	Empresa B	Empresa C	Empresa D	Empresa E
Costo fijo (MMUSD / año)	4.10	5	3	4.75	5.6
Costo variable de producción de crudo (USD/Barriles)	0.7	1.03	0.54	0.86	1.25
Costo variable de producción de agua (USD/Barriles)	0.3	0.5	0.32	0.51	0.65
Costo fluido variable (USD/Barriles)	0.25	0.54	0.33	0.37	0.47
Costo de pozo variable (USD/pozo/año)	15,000	22,350	21,500	17,500	28,550
Costo de reacondicionamiento (USD)	250,000 – 500,000	250,000 – 750,000	300,000 – 650,000	250,000 – 550,000	350,000 – 750,000

Fuente: Petroamazonas EP

Elaborado por: Jorge Luis Hidalgo

La Tabla 4 muestra los valores de costos que manejan algunas empresas operadoras, las diferencias en los valores, radica en la geología, ubicación de los campos, tamaño de los reservorios, tipo de crudo, contenido de agua en los reservorios, etcétera. Los valores de la Empresa A pertenecen a Petroamazonas EP, por lo tanto, se toma estos valores para realizar los cálculos correspondientes.

4.1.1.1.3. Restricciones Operativas

- El presupuesto exclusivo para reacondicionamientos es 25 MMUSD, sin embargo, el pago de facturas de cada servicio utilizado en el reacondicionamiento tarda entre 2 a 6 meses.
- La capacidad de almacenamiento del tanque de lavado es de 45,000 Barriles, el tanque de almacenamiento de crudo de 55,000 Barriles y el tanque de agua posee una capacidad máxima de 35,000 Barriles.
- El caudal de inyección mínimo es de 3,000 BAPD y el campo posee un máximo caudal de 5,000 BAPD. El caudal de reinyección mínimo es de 15,000 BAPD y se dispone de un caudal máximo de 20,000 BAPD.

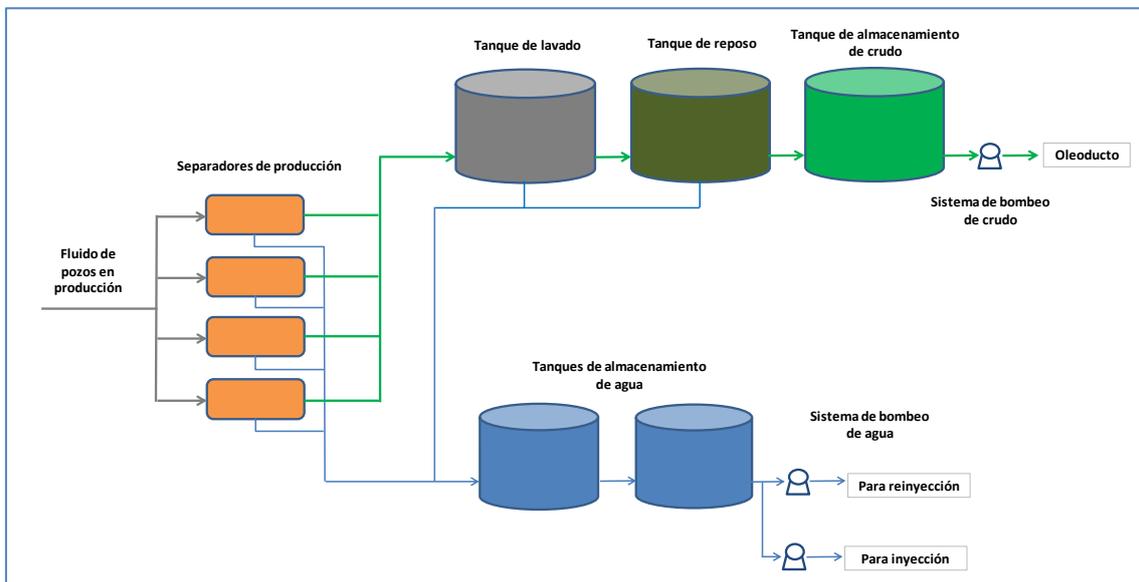


Figura 19 – Diseño referencial de una planta de procesamiento de crudo

Elaborado por: Jorge Luis Hidalgo

La Figura 19 presenta el diseño de una central de procesamiento para ilustrar el proceso de producción de petróleo en el campo Catalina. Se plantea los principales componentes para el tratamiento, deshidratación y producción de fluidos.

4.1.1.2. Determinación de Variables que Intervienen en el Reacondicionamiento de Pozos Petroleros

Las variables correspondientes al problema de reacondicionamientos de pozos, fueron recopiladas de las entrevistas semiestructuradas y se explican a continuación:

- Producción de petróleo: la producción de petróleo es la variable principal, pues se desea maximizar con la menor inversión posible. Dependiendo de los términos contractuales, por cada barril producido se paga una tarifa, por lo que a mayor producción, mayor ingreso bruto.
- Producción de agua: la producción de agua, es una variable de alta importancia, ya que el costo de extracción, tratamiento y almacenamiento de este tipo de fluido, puede aumentar la inversión al momento de planificar un workover. De igual manera las facilidades de producción pueden estar limitadas en capacidad para el tratamiento, almacenamiento e inyección/reinyección de agua.
- Distancia entre pozos: en un cronograma de servicio a pozos, la distancia entre cada pozo candidato a realizar una intervención puede diferir la producción de petróleo esperada. Esto influye en los tiempos de movilización, desmovilización y servicio de las torres de reacondicionamiento.
- Generación eléctrica: en algunos campos la generación eléctrica disponible, es un factor limitante, ya que si la disponibilidad de energía no satisface la energía necesaria para los arranques de equipo de levantamiento artificial, no se podrá poner en producción nuevos pozos.
- Capacidad operativa de cada torre de reacondicionamiento: este factor es determinante para realizar un workover, dependiendo de los trabajos a realizar, una torre puede estar limitada en la capacidad de tensión, presión de bombeo, potencia, por lo que algunos pozos no podrán ser intervenidos.
- Disponibilidad de equipos de reacondicionamiento: los equipos de reacondicionamiento no siempre se encuentran disponibles, debido a que las empresas que proporcionan este servicio prefieren contratos que aseguren la continuidad operativa mínima de 6 meses.
- Costos fijos: son los costos en los que incurre la empresa y que no dependen del volumen de productos, dentro de esta clasificación se tiene los siguientes: salarios, seguridad, salud y ambiente, relaciones comunitarias, campamentos, catering, costo de gerenciamiento entre otros costos fijos.

- Costos variables: dentro de esta categoría están involucrados los costos dependientes del volumen de producción y del tipo de fluido. Para el petróleo producido: tratamiento del crudo, costo de transporte por tuberías,, costos de materiales y químicos. Para agua producida: tratamiento de agua, consumo de energía para la transportación de agua, consumo de energía de pozos inyectores y reinyectores. Para fluidos producidos: consumo de energía para transportación de fluidos, costos de procesamiento y separación de gas, tratamiento de corrosión, químicos y materiales. Y, finalmente el costo variable de pozo en operación: costos de mantenimiento, costos de consumo de energía para operar los pozos (levantamiento artificial, central de facilidades).
- Opex/Capex: dependiendo del tipo de trabajo a realizar, se cataloga el reacondicionamiento como OPEX (gasto) y CAPEX (inversión), esto con fines contables.

4.1.2. Modelamiento del Problema

Las entrevistas semiestructuradas y el análisis del caso de estudio, permitieron identificar y determinar cuáles son las variables que intervienen en el problema estudiado y, además, permitió bosquejar las consideraciones principales para modelar el problema de ruteo de torres:

- Variables de entrada: producción de petróleo, producción de agua, ubicación geográfica, tipo de reacondicionamiento, tiempos de operación, costos variables y costos fijos.
- Variables de salida: itinerario de workover, frente de Pareto para las variables de costos y producción de petróleo, flujo de caja de cada itinerario, costos totales, producción de petróleo y agua del campo.
- El algoritmo propuesto fue el proceso que transformó las variables de entrada a datos de salida, para el respectivo análisis.

Una vez analizadas las variables técnicas y económicas que envuelven al reacondicionamiento de pozos petroleros, se determinó las siguientes variables a optimizar:

- Producción de petróleo.

- Costos relacionados a las operaciones.
- Número de torres de reacondicionamiento.

De igual manera, se determinó que las restricciones principales son las siguientes:

- Producción de agua: conforme a la capacidad instalada de las facilidades y/o al caudal necesario para continuar con la inyección de agua en proyectos de mantenimiento de presión en los yacimientos.
- Capacidad de facilidades instaladas para el procesamiento de fluidos: las facilidades de almacenamiento puede tener una capacidad máxima de recepción de petróleo y/o agua.
- Límite de presupuesto para CAPEX u OPEX.

Para este experimento se contó con soporte del software MATLAB, debido a que los códigos de programación de algunos algoritmos multiobjetivos se encontraron en este software, por lo tanto, se puede realizar una comparación en la misma plataforma tecnológica.

4.1.2.1. Diseño del Algoritmo Propuesto

De acuerdo a los componentes para diseñar un algoritmo evolutivo, la propuesta de esta investigación tomó como referencia los conceptos de la Teoría Endosimbiogenética: Transferencia Horizontal de Genes y Duplicación de Genes, para emularlos. A continuación se expone el diseño conceptual del algoritmo:

1. Se genera una población en función de los pozos que necesitan reacondicionamiento, con posiciones aleatorias. Cada pozo será un gen con ordenamiento aleatorio.
2. De la población y en función de las torres de reacondicionamiento disponibles, se realiza una distribución aleatoria para generar rutas o itinerario de reacondicionamiento. Cada ruta hace referencia a un cromosoma y el conjunto de las rutas se lo relaciona con el genoma.
3. Se determina las soluciones no dominadas en base a las variables de estudio y se las guarda en un repositorio para consulta.

4. Conforme a la Transferencia Horizontal de Genes, se selecciona una porción de material genético de un genoma líder (un conjunto aleatorio de pozos de la mejor ruta) e interactúa con material genético de cada ruta generada. La aplicación de este principio generará nuevas combinaciones de genes y proporcionará rutas para evaluar su dominancia.
5. En base a la Duplicación de Genes, el siguiente paso corresponde a duplicar genes de un genoma líder, con el objetivo de encontrar una nueva funcionalidad o innovación genética. Se considera un ambiente hostil, en el cual la selección natural no favorecerá a la población líder, a través de un torneo de selección de los mejores arreglos que produzcan mayor cantidad de reservas de petróleo y menor costo, se esperaría obtener el genoma líder (conservación), pero, producto de las interacciones se puede obtener resultados mejores o peores resultados (neo-funcionalización o no-funcionalización).
6. Se determinará la dominancia de los mejores resultados, con el objetivo de obtener un Frente Pareto de buena convergencia y diversidad.

La estrategia de selección se basa en lo siguiente: los mejores resultados bajo un criterio de dominancia son almacenados en un archivo externo, conforme aparezca una nueva generación que presente mejores resultados, la generación actual será analizada y si aporta mejoras reemplazará a las soluciones almacenadas (estrategia de reemplazo).

Estrategia de reproducción TGH: los genes tratarán de asemejarse a la mejor ruta, para lo cual se unirán con los mejores globales en una cadena y se reordenarán en rutas ordenadas de mayor a menor producción y de menos a mayor costo, respectivamente. Nuevamente se activará la estrategia de reemplazo para genes que no cumplan con la condición o sean repetidos.

Estrategia de reproducción DG: cierta cantidad aleatoria de genes de una ruta establecida se une con otros genes de las mejores rutas globales, generando nueva población y de igual manera, se activará la estrategia de reemplazo para genes que no cumplan con la condición o sean repetidos.

El algoritmo continuará su ejecución hasta que se cumpla el número de iteraciones, inicialmente contempladas. Finalmente se graficará el Frente de Pareto y las soluciones de cada generación conforme las iteraciones y se procederá al análisis de los resultados proveídos.

4.1.2.2. Procedimiento del Algoritmo Desarrollado

El procedimiento de ejecución del algoritmo es el siguiente:

1. Inicia en el día $n=1$ hasta 365.
2. Consulta de pozos que necesitan reacondicionamiento, un ejemplo ilustra la Figura 20.

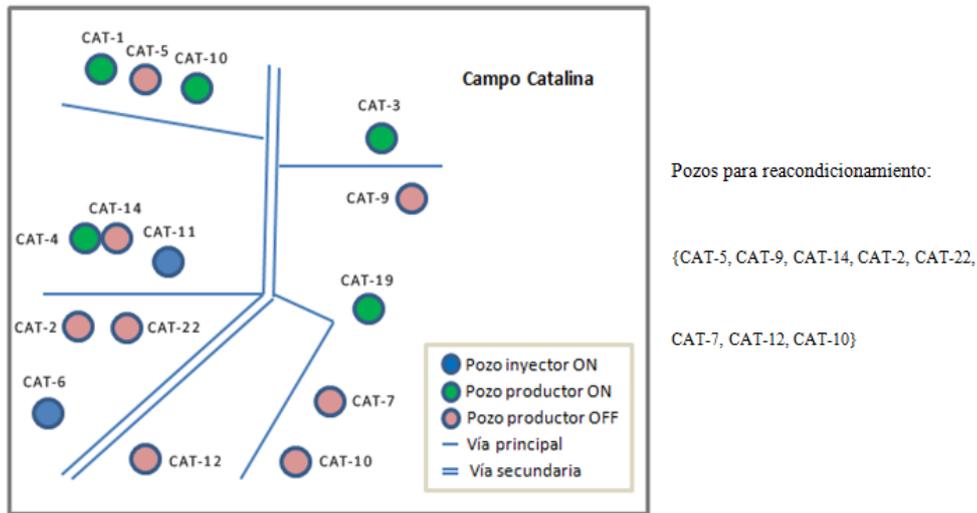


Figura 20 – Ejemplo de la distribución de pozos en un campo petrolero

Elaborado por: Jorge Luis Hidalgo

La Figura 20 ilustra un ejemplo de campo petrolero con pozos productores e inyectores, prendidos (ON) y apagados (OFF); se identifica los pozos que necesitan workover y se los lista para la posterior ejecución del algoritmo.

3. Consulta de torres de reacondicionamiento disponibles.
4. Generación de Población: Posiciones aleatorias de pozos a realizar workover, “Pop.Position” (cadena de genes disponibles). La Figura 21, muestra un ejemplo de la generación de población.

1	Pop.Position
2	{CAT-5, CAT-9, CAT-14, CAT-2, CAT-22, CAT-7, CAT-12, CAT-10}
3	{CAT-10, CAT-2, CAT-22, CAT-7, CAT-5, CAT-9, CAT-14, CAT-12}
4	{CAT-9, CAT-14, CAT-12, CAT-10, CAT-2, CAT-22, CAT-7, CAT-5}
5

Figura 21 – Generación de Población (orden aleatorio)

Elaborado por: Jorge Luis Hidalgo

La Figura 21 ilustra cómo cada orden aleatorio llenará una población, antes de ejecutar el algoritmo se generará población y distribuciones aleatorias para cada torre de reacondicionamiento disponibles.

5. Creación de rutas a partir de posiciones, en función de las torres de reacondicionamiento disponibles, se guardan en la matriz “Pop.Sol.L” (creación de genoma para cada organismo). La Figura 22, presenta un ejemplo de creación de rutas.

1	Pop.Sol.L
2	{CAT-5, CAT-9, CAT-14, CAT-2}
3	{CAT-22, CAT-7, CAT-12, CAT-10}
4	{CAT-22, CAT-7, CAT-12, CAT-2}
5	{CAT-10, CAT-5, CAT-9, CAT-14}
6
7

Figura 22 – Generación de Población (distribuciones por cada torre disponible)

Elaborado por: Jorge Luis Hidalgo

La Figura 22 ilustra distribuciones aleatorias realizadas para cada torre de reacondicionamiento disponibles a partir de la población inicialmente generada.

6. Cálculo de los valores de producción, costos de petróleo y agua, y cronograma de intervenciones y se guarda en las matrices “Pop.Total” y “Pop.wells”.
7. Se graba los valores en la matriz “Position.Best”.
8. Se determina la dominancia de “Pop”. Los valores no dominados son guardados en el repositorio “Rep” a través de la creación de direcciones en una grilla “Rep.GridIndex”. La Figura 23 muestra un frente de Pareto de soluciones no dominadas para el caso de estudio.

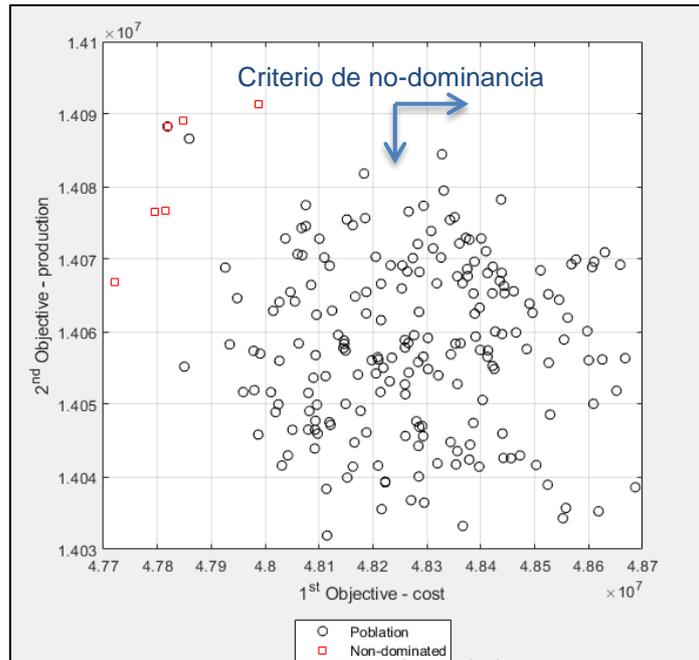


Figura 23 – Resultados gráficos
Elaborado por: Jorge Luis Hidalgo

La Figura 23 expone el criterio de no-dominancia para la optimización de los objetivos estudiados. Los mejores resultados o no-dominados se encuentran en la esquina superior izquierda con marcador rojo.

9. Inicia Bucle principal de iteraciones:
 - a) Se selecciona un líder de las variables de producción y costos a optimizar, “Leader.Production” y “Leader.Cost” (organismos líderes que interactuaran con otros organismos).
 - b) Se ejecuta el algoritmo TGH:
 - c) Para cada ruta generada “Pop.Sol.L”, se selecciona aleatoriamente una porción de posiciones y se las intercambia con el líder de cada variable (emulación de la transferencia de material genético entre 2 organismos), además, al ser necesario una intervención para activar un pozo ,se restringe la repetición de cada pozo (gen) al momento del intercambio. La Figura 24 ejemplifica este proceso.

	Pop.Sol.L	Leader.Production	NewSol.Production
1	{CAT-5, CAT-9, CAT-14, CAT-2}	{CAT-22, CAT-7, CAT-12, CAT-2}	{CAT-5, CAT-9, CAT-22, CAT-7}
2	{CAT-22, CAT-7, CAT-12, CAT-10}	{CAT-10, CAT-5, CAT-9, CAT-14}	{CAT-10, CAT-14, CAT-2, CAT-12}
3			Se restringe la repetición y se ordena conforme las posiciones

Figura 24 – Generación de Población a partir de un lider
Elaborado por: Jorge Luis Hidalgo

- d) El algoritmo genera nuevas soluciones “NewSol.Production” y “NewSol.Cost”:
- i. Con “NewSol.Production” se calcula los valores de producción, costos de petróleo y agua, y cronograma de intervenciones y se guarda en las matrices “Popnewp.Total” y “Popnewp.Wells”
 - ii. Se determina la dominancia entre “Popnewp” y la matriz “Pop.Best”. Los valores no dominados son grabados en la matriz “Pop.Best”.
 - iii. Con “NewSol.Cost” se calcula los valores de producción, costos de petróleo y agua, y cronograma de intervenciones y se guarda en las matrices “Popnewc.Total” y “Popnewc.Wells”.
 - iv. Se determina la dominancia entre “Popnewc” y la matriz “Pop.Best”. Los valores no dominados son grabados en la matriz “Pop.Best”.
- e) Se ejecuta el algoritmo DG:
- f) A partir del líder de cada variable se crea una cadena lineal de todos los genes disponibles, para luego ordenar todos los elementos en función de cantidad de reservas a producir y costo asociado (emulación de Duplicación de genes efectiva), de manera similar al TGH, se restringe la repetición de genes. El algoritmo genera nuevas soluciones “NewSol2.Production” y “NewSol2.Cost”. La Figura 25 presenta un ejemplo del proceso del algoritmo.

1	Leader.Production	NewSol2.Production	NewSol2.Cost
2	{CAT-22, CAT-7, CAT-12, CAT-2}	{CAT-5, CAT-7, CAT-9, CAT-14}	{CAT-5, CAT-9, CAT-10, CAT-12}
3	{CAT-10, CAT-5, CAT-9, CAT-14}	{CAT-22, CAT-12, CAT-10, CAT-2}	{CAT-7, CAT-22, CAT-14, CAT-2}
		+ Producción -	- Costo +

Figura 25 – Generación de Población a través de un criterio de orden

Elaborado por: Jorge Luis Hidalgo

La Figura 25 muestra las soluciones generadas por el algoritmo DG, cada elemento de la ruta es ordenado de mayor a menor producción y de menor a mayor costo.

- i. Con “NewSol2.Production” se calcula los valores de producción, costos de petróleo y agua, y cronograma de intervenciones y se guarda en las matrices “Popnewp2.Total” y “Popnewp2.Wells”
- ii. Se determina la dominancia entre “Popnewp2” y la matriz “Pop.Best”. Los valores no dominados son grabados en la matriz “Pop.Best”.
- iii. Con “NewSol2.Cost” se calcula los valores de producción, costos de petróleo y agua, y cronograma de intervenciones y se guarda en las matrices “Popnewc2.Total” y “Popnewc2.Wells”

- iv. Se determina la dominancia entre “Popnewc2” y la matriz “Pop.Best2”. Los valores no dominados son grabados en la matriz “Pop.Best”.
 - v. Se determina la dominancia de “Pop”. Los valores no dominados son guardados en el repositorio “Rep”. El repositorio contendrá los valores no dominados de la población generada y de las iteraciones respectivas (Frente de Pareto).
- g) Finalmente se graficará las soluciones encontradas por el algoritmo.

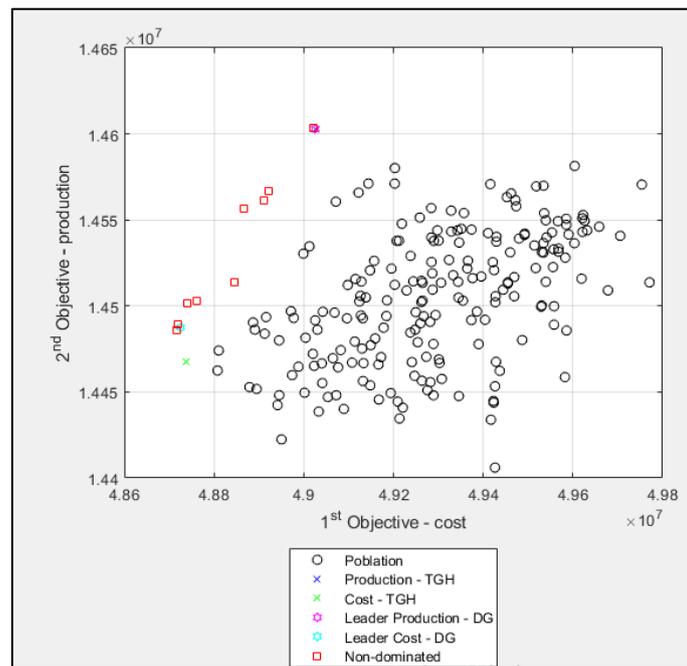


Figura 26 – Resultados gráficos del algoritmo TGH+DG

Elaborado por: Jorge Luis Hidalgo

La Figura 26 muestra el Frente de Pareto formado por los elementos no dominados (cuadrado rojo), la Población (círculo negro), líder de producción (asterisco magenta), líder de costos (asterisco turquesa), mejor ruta de producción (asterisco azul) y mejor ruta de costos (asterisco verde).

10. El objetivo del algoritmo TGH es encontrar elementos para poblar el Frente de Pareto, en cambio, el algoritmo DG realiza las interacciones para hallar elementos que permitan extender los extremos del Frente de Pareto, de esta manera se determinaría un amplio conjunto de soluciones para el usuario decisor.

4.1.3. Implementación

El Frente de Pareto proporciona un conjunto de soluciones, de las cuales se debe escoger una que satisfaga los criterios y/o restricciones del problema. Conforme a las entrevistas semiestructuradas, se determinó que mientras no exista restricción presupuestaria, se escogerá la solución que provea un mejor flujo de caja. A continuación, se evalúa los días posteriores hasta que se disponga de torres de reacondicionamiento para ejecutar el algoritmo.

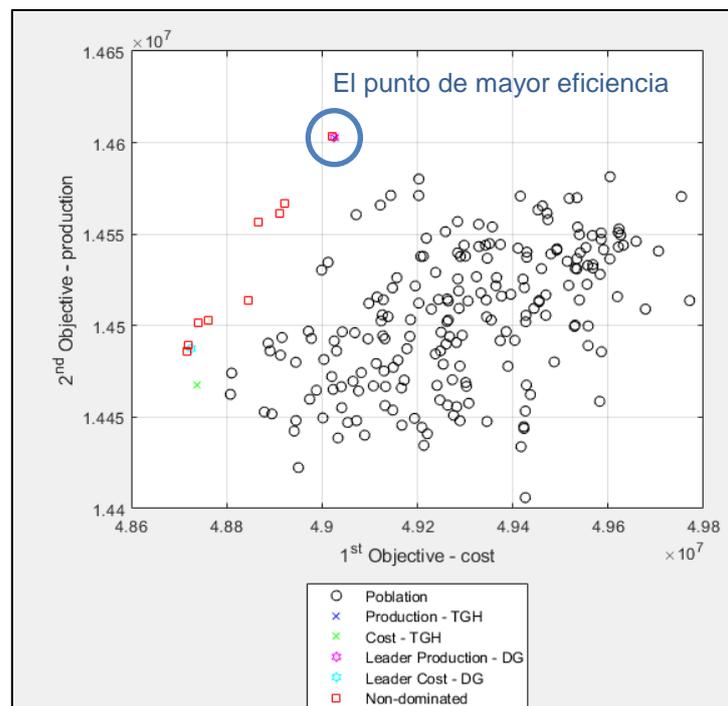


Figura 27 – Resultados gráficos del algoritmo TGH+DG (Frente de Pareto)

Elaborado por: Jorge Luis Hidalgo

La Figura 27 presenta el punto de mayor eficiencia en el Frente de Pareto, es decir el itinerario que produce mayor producción de petróleo al menor costo posible. La ejecución del algoritmo se realiza de manera constante cuando una operación emergente aparezca, de este modo se reconfigurará el ruteo y asignación de las torres de reacondicionamiento en función de la dinámica de las operaciones. Cada solución obtenida, tiene asociado un itinerario de reacondicionamientos disponibles, a medida que pasan los días y si nuevos pozos necesitan intervención se ejecuta el algoritmo y se actualiza el Frente de Pareto.

4.2. Análisis y Discusión de Resultados

4.2.1. Limitaciones del Estudio

La investigación fue realizada para uno de los campos que maneja Petroamazonas EP, sin embargo, cada campo petrolero posee sus particularidades que dependen de las condiciones geográficas, geológicas, infraestructura disponible e incluso condiciones socio-ambientales. Este estudio se concentró exclusivamente en el proceso de planificación de reacondicionamientos por lo que se pueden realizar estudios similares para procesos tales como la perforación, completación, etcétera.

Las comparaciones de eficiencia y tiempos de respuesta no son estudiadas debido a que esta investigación se enfocó exclusivamente en el problema de ruteo de torres de perforación (WRP) en un caso de estudio, para lo cual se desarrolló un algoritmo en función de las necesidades y exigencias de la industria hidrocarburífera.

4.2.2. Análisis de Resultados

De acuerdo al trabajo de Norouzi et al (2011) en el cual se compara los algoritmos MOPSO y NGSA-II en un problema multiobjetivo de ruteo abierto de vehículos, la Tabla 5 muestra las consideraciones en los parámetros de ejecución de los algoritmos MOPSO, TGH+DG y NGSA-II en el problema de estudio. Los datos fueron tabulados en hojas de cálculo para realizar los correspondientes análisis.

Tabla 5 - Parámetros experimentales para la ejecución de los algoritmos de estudio

Parámetros experimentales			
NGSA-II	TGH+DG (1)	TGH+DG (2)	MOPSO
No. Población: 100 No. Iteraciones: 100 Tasa de crossover: 0.7 Tasa de mutación: 0.3	No. Población: 100 No. Iteraciones: 100	No. Población: 50 No. Iteraciones: 500	No. Población: 50 No. Iteraciones: 500 C1: 1.49 C2: 1.49 W: 0.729

(Norouzi et al, 2011)

Elaborado por: Jorge Luis Hidalgo

La Tabla 5 presenta dos consideraciones para la evaluación del algoritmo TGH+DG: (1) Población: 100 y 100 iteraciones (2) Población: 50 y 500 iteraciones. A continuación la tabla 6, expone los resultados de producción de fluidos, costos variables y flujo de caja del campo Catalina en función de la aplicación de los algoritmos NSGA-II, MOPSO, TGH+DG (1) y TGH+DG (2).

Tabla 6 - Resultados de la optimización de variables en el campo Catalina durante el año 2018

Producción de petróleo por workovers - año 2018					
	MOPSO	NGSA II	TGH+DG (1)	REAL	TGH+DG (2)
<i>Petróleo (Barriles)</i>	7,534,395.96	6,609,413.09	7,497,397.03	7,381,122.99	7,386,565.95
<i>Agua (Barriles)</i>	32,412,425.56	29,020,296.65	33,760,806.90	33,000,037.27	32,292,392.55
<i>Fluido (Barriles)</i>	39,946,821.52	35,629,709.74	41,258,203.93	40,381,160.26	39,678,958.50
Costos variables por workovers - año 2018					
	MOPSO	NGSA II	TGH+DG (1)	REAL	TGH+DG (2)
<i>Petróleo (USD)</i>	5,274,077.17	4,626,589.16	5,248,177.92	5,166,786.10	5,170,596.17
<i>Agua (USD)</i>	9,723,727.67	8,706,088.99	10,128,242.07	9,900,011.18	9,687,717.76
<i>Fluido (USD)</i>	9,986,705.38	8,907,427.44	10,314,550.98	10,095,290.07	9,919,739.63
<i>Total (USD)</i>	24,984,510.22	22,240,105.59	25,690,970.97	25,162,087.34	24,778,053.56

Elaborado por: Jorge Luis Hidalgo

La Tabla 6 muestra la comparativa de los resultados entre los algoritmos utilizados para simulación durante el año 2018, y de la cual se desprende lo siguiente:

- El algoritmo NSGA-II proporciona el menor costo variable por workovers: 22,240,105.59 USD, una producción de 6,609,413.09 Barriles de petróleo y una producción de 35,629.709.74 Barriles de agua.
- El algoritmo MOPSO proporciona la mayor cantidad de petróleo recuperable sobre el caso real (+ 153,273 Barriles). En contraste, el algoritmo NSGA-II proporciona la recuperación de petróleo más baja en relación al caso real (- 771,710 Barriles).
- El algoritmo MOPSO proporciona la mayor cantidad de petróleo recuperable sobre el caso real (+ 153,273 Barriles). En contraste, el algoritmo NSGA-II proporciona la recuperación de petróleo más baja en relación al caso real (- 771,710 Barriles).

- El algoritmo NGSА-II presenta el menor costo variable por workovers sobre el caso real (- 2,921,982 USD). De manera contraria, el algoritmo TGH+DG (1) posee el costo más alto en función del caso real (+ 528,884 USD).

Se procedió a realizar un análisis de Flujo de caja por día para cada algoritmo con el fin de determinar los resultados más satisfactorios. Conforme a la normativa hidrocarburífera vigente el flujo de caja se calculó de la siguiente manera:

1. Se multiplica el volumen de barriles entregados al punto de fiscalización por el precio de venta de cada barril (WTI=50 USD/Barriles).
2. Se descuenta 1 USD/Barriles por la Ley 10 y 0.05 USD/Barriles por la Ley 40.
3. Se descuenta los costos y gastos.

Tabla 7 - Cálculo del flujo de caja para los resultados de variables de optimizadas, de cada algoritmo estudiado

Flujo de caja - año 2018					
	MOPSO	NGSA-II	TGH+DG (1)	REAL	TGH+DG (2)
# workovers	116	123	118	124	117
Costo workovers (USD)	26,289,005	28,095,087	26,809,477	28,208,007	26,516,262
VAN @ 15% (USD)	1,044,529,783	999,562,933	1,040,313,401	1,033,970,612	1,036,531,365

Elaborado por: Jorge Luis Hidalgo

La Tabla 7 realiza el comparativo entre los resultados de los algoritmos revisados y los resultados reales de la campaña de reacondicionamientos durante el año 2018 realizados por PETROMAMAZONAS EP en el campo Catalina. Petroamazonas EP, al ser una empresa estatal está se encuentra exenta del pago de impuestos y otras contribuciones. De la Tabla mencionada, se extrae lo siguiente:

- El algoritmo NGSА-II proporciona el menor flujo de caja de la comparativa. En relación al caso real varía en: - 34,407,679 USD.
- El algoritmo MOPSO proporciona el mejor flujo de caja de la comparativa. En relación al caso real varía en: + 10,559,171 USD.
- Se realizó 124 reacondicionamientos en el campo Catalina durante al año 2018, conforme al algoritmo MOPSO se logró reordenar los itinerarios, reduciendo hasta

116 workovers, por lo tanto el costo de realizar reacondicionamientos bajo a 26,289,005 USD.

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. Conclusiones

- El algoritmo desarrollado TGH+DG contempla la ejecución de 2 sub-algoritmos TGH y DG, que emulan la creación de genes a nivel celular. El sub-algoritmo TGH busca los mejores itinerarios para poblar el Frente de Pareto, mientras que sub-algoritmo DG busca encontrar itinerarios que mejoren los extremos del Frente de Pareto, de esta manera se espera obtener un conjunto de soluciones de buena convergencia y diversidad. Los elementos emulados de la transferencia de genes, guardan similitud con los elementos del WRP (pozo:gen, ruta:cromosoma, itinerarios:genoma).
- De acuerdo a las simulaciones realizadas en el campo Catalina, el algoritmo NGS-II proporciona el menor costo variable por workovers: 22,240,105.59 USD y una producción de petróleo por workovers: 6,609,413 Barriles; además, NGS-II proporciona el menor flujo de caja de la comparativa: 999,562,933 USD. El algoritmo MOPSO proporciona el costo variable más elevado de la comparativa: 24,984,510 USD, la mayor cantidad de petróleo recuperable: 7,534,395 Barriles y un flujo de caja: 1,044,529,783 USD.
- En el estudio, se evidencia que el algoritmo TGH+DG (1) proporciona mejores resultados que TGH+DG (2) y, adicionalmente, los dos presentan una mejora al compararlos con el caso real. TGH+DG (1) presenta una producción de petróleo asociada a los workovers: 7,497,397 Barriles, costos variables por workovers: 25,690,970 USD y un flujo de caja: 1,040,313,401 USD. TGH+DG (2) muestra la producción de petróleo asociada a los workovers: 7,386,565 Barriles, costos variables por workovers: 24,778,053 USD y un flujo de caja: 1,036,531,365 USD.
- Los algoritmos estudiados proporcionaron menor cantidad de workovers requeridos que los 124 reacondicionamientos realizados el 2018. Debido a que se estudió un horizonte de 365 días, los workovers pendientes quedan a ser definidos en fechas posteriores. Los itinerarios resueltos pueden, además, ayudar al decisor a evaluar la necesidad del número de torres de reacondicionamiento.

5.2. Recomendaciones

- Los algoritmos multiobjetivos estudiados cumplen su función al optimizar tiempos y reordenar rutas ya que proveen resultados satisfactorios. Sin embargo, el algoritmo MOPSO muestra los mejores resultados en la comparativa, por lo que se considera que debe ser estudiado a profundidad en varios casos de campos petroleros, a fin de obtener un algoritmo robusto y flexible para la planificación de reacondicionamientos.
- Para futuras investigaciones se recomienda incluir todas las variables asociadas a la planificación de reacondicionamientos, así como también, se debe considerar los riesgos inherentes en la operación. Con el fin de obtener una herramienta de vital importancia para los actores en la toma de decisiones, y además, contribuir al estado del arte en el tema de investigación.
- Continuar con el desarrollo de algoritmos multiobjetivos con otros enfoques en cuanto a toma de decisiones en ingeniería petrolera, a manera de optimizar todas las operaciones posibles. Para lo cual, es necesario conseguir el apoyo necesario para construir una plataforma software que permita utilizar datos en tiempo real y matemática aplicada, para determinar todos los resultados posibles de una operación y faculte un correcto proceso de toma de decisiones.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abdel-Aal, H., & Alsahlawi, M. (2014). *Petroleum Economics and Engineering* (Tercera ed.). Boca Ratón, U.S.A.: CRC Press.
- Aloise, D. J., Aloise, D., Rocha, C., Ribeiro, C. C., Ribeiro Filho, J. C., & Moura, L. (2006). Scheduling workover rigs for onshore oil production. *Discrete Applied Mathematics*(154), 695-702.
- Back, M., & Kirk, G. (2012). An Integrated Portfolio Management Approach for More Effective Business Planning. *Society of Petroleum Engineers*.
- Ballou, R. H. (2004). *Logística: Administración de la Cadena de Suministro* (Quinta edición ed.). Naucalpan de Juárez, México: Pearson Educación de México.
- Bassi, h. V., Ferreira Filho, V. J., & Bahiense, L. (Diciembre de 2012). Planning and scheduling a fleet of rigs using simulation–optimization. *Computers & Industrial Engineering*, 63(4), 1074-1088.
- Bissoli, D., Diniz Chaves, G., & Mattos Ribeiro, G. (2015). Drivers to the workover rig problem. *Journal of Petroleum Science and engineering*(139), 13-22.
- Branke, J., Kaubler, T., & Schmeck, H. (2001). Guidance in Evolutionary Multi-objective Optimization. *Advances in Engineering Software*, 32, 499-507.
- Chase, R. B., Jacobs, F. R., & Aquilano, N. J. (2009). *Administración de Operaciones: Producción y Cadena de Suministros* (Doceava ed.). México D.F., México: McGraw-Hill/Interamericana de Editores.
- Coello, C. A. (2006). Evolutionary Multi-objective Optimization: A Historical View of the Field. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 1(1), 28-36.
- Coello, C. A., Lamont, G. B., & Van Veldhuizen, D. A. (2007). *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems* (Segunda ed.). Urbana, U.S.A.: Springer Science+Business Media.
- Coello, C. A., Toscano Pulido, G., & Salazar Lechuga, M. (Junio de 2004). Handling Multiple Objectives with Particle Swarm Optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 8(3), 256-279.
- Craft, B. C., & Hawkins, M. (1991). *Applied Petroleum Reservoir Engineering* (Segunda ed.). New Jersey, U.S.A.: Prentice Hall.
- Crespín Elías, E. (2014). *Teoría de Juegos y estrategia*. San Salvador, República del Salvador: UFG Editores.

- Duhamel, C., Santos, A. C., & Moreira Guedes, L. (Diciembre de 2012). Models and hybrid methods for the onshore wells maintenance problem. *Computers & Operations Research*, 39(12), 2944-2953.
- Garza Ríos, R., Gonzáles Sánchez, C., & Salinas Gómez, E. (2007). Toma de Decisiones Empresariales: Un Enfoque Multicriterio Multiexperto. *Ingeniería Industrial*, XXVIII(1), 29-36.
- Goldenfeld, N., & Woese, C. (Enero de 2007). Biology's next revolution. *Nature*(445).
- Gorbaneff, Y. (julio-diciembre de 2002). Teoría de juegos aplicable en administración. *INNOVAR*, 1(20), 35-44.
- Gutiérrez Pulido, H. (2010). *Calidad Total y Productividad* (Tercera ed.). México D.F., México: McGraw-Hill/Interamericana Editores.
- Hillier, F. S., & Lieberman, G. J. (2001). *Introduction to Operations Research* (Séptima ed.). New York, U.S.A.: McGraw-Hill.
- Hillier, F., & Lieberman, G. (2010). *Introducción a la Investigación de Operaciones* (Novena ed.). México D.F., México: McGraw-Hill.
- Hofacker, A. (2008). *Rapid lean construction - quality rating model*. Manchester: s.n.
- Horn, J. (1997). Multicriterion Decision Making. En T. Baeck, D. B. Fogel, & Z. Michalewicz, *Handbook of Evolutionary Computation* (IOP Publishing Ltd y Oxford University Press ed., Vols. F1-9, págs. 602-617). Boca Ratón, U.S.A.: CRC Press.
- Irgens, M., Guzman, R., Stamatopoulos, J., & Jackson, K. (2008). Optimization for Operational Decision Support: The rig fleet management case. *Sociedad de Ingenieros en Petróleos*.
- Jurán, J. M. (1990). *Jurán y el liderazgo para la calidad: manual para ejecutivos*. (J. Medina, & M. Gonzalbes, Trads.) Madrid, España: Ediciones Diaz de Santos.
- Kalyanmoy, D. (2008). Introduction to Evolutionary Multiobjective Optimization. En J. Branke, D. Kalyanmoy, K. Miettinen, & R. Slowinski, *Multiobjective Optimization, Interactive and Evolutionary Approaches* (págs. 59-96). New York: Springer.
- Koonin, E., Makarova, K., & Aravind, L. (2001). Horizontal gene transfer in prokaryotes: quantification and classification. *Microbiology*, 1(55), 709-742.
- Koskela, L. (1992). *Application of the new production philosophy to construction*. Finland: VTT Building Technology.
- Long, M., Betran, E., Thornton, K., & Wang, W. (Noviembre de 2003). The Origin of New Genes: Glimpses from the young and old. *Genetics*, 4, 865-875.
- López Carrascal, C. E. (Septiembre de 2011). Los nuevos pilares de la Teoría Evolutiva a la luz de la Genómica. *Acta Biológica Colombiana*, 16(3), 89-102.

- Luo, Z., Qin, H., & Lim, A. (Abril de 2014). Branch-and-price-and-cut for the multiple traveling repairman problem with distance constraints. *Elsevier*, 234(1), 49-60.
- Margulis, L. (2002). *Planeta Simbiótico: Un nuevo punto de vista sobre la evolución*. (V. Laporta Gonzalo, Trad.) Madrid, España: Debate.
- Margulis, L., & Sagan, D. (2003). *Captando Genomas: Una Teoría sobre el origen de las especies*. (P. Barros, Ed., O. Del Barco, & S. Barros, Trads.) Barcelona, España: Kairos.
- Metrópolis, N., Rosenbluth, A., Rosenbluth, M., Teller, A., & Teller, E. (1953). Equation of state calculations by fast computing machines. *Journal of Chemical Physics*, 21, 1087-1092.
- Moix Muntó, R. (2014). *Evaluación Económica de Proyectos Petroleros*. Bogotá, Colombia: Pacific Rubiales.
- Morillo, M. (enero-junio de 2001). Rentabilidad Financiera y Reducción de Costos. *Actualidad Contable FACES*, 4(4), 35-48.
- Norouzi, N., Tavakkoli-Moghaddam, R., Ghazanfari, M., Alinaghian, M., & Salamatbakhsh, A. (2011). A New Multi-objective Competitive Open Vehicle Routing Problem Solved by Particle Swarm Optimization. En *Netw Spat Econ* (págs. 609-633). Springer Science+Business Media.
- Ohno, S. (1970). *Evolution by gene Duplication*. New York, U.S.A.: Springer-Verlag.
- Olivera, A. (2004). *Heurísticas para Problemas de Ruteo de Vehículos*. Montevideo.
- Osyczka, A. (1984). *Multicriterion Optimization in Engineering with Fortran Programs*. Michigan, U.S.A.: Ellis Horwood.
- Paiva, R., Schiozer, D., & Bordalo, S. (2000). Optimizing the Itinerary of Workover Rigs. *Proceedings of 16th World Petroleum Congress*.
- Pérez, M., Oliveira, F., & Hamacher, S. (2016). A New Mathematical Model for the Workover Rig Scheduling Problem. *Pesquisa Operacional*, 36(2), 241-257.
- Perrin, D. (1999). *Oil and Gas Field Development Techniques: Well Completion and Servicing*. (B. Brown Balvet, Trad.) París, Francia: Technio.
- Ribeiro, G. M., Desaulniers, G., Desrosiers, J., Vidal, T., & Vieira, B. S. (Diciembre de 2014). Efficient heuristics for the workover rig routing problem with a heterogeneous fleet and a finite horizon. *Journal of Heuristics*, 20(6), 677-708.
- Ribeiro, G. M., Laporte, G., & Mauri, G. R. (Julio de 2012). A comparison of three metaheuristics for the workover rig routing problem. *Computers & Operations Research*, 220(1), 28-36.
- Romero, C. (1996). *Análisis de las Decisiones Multicriterio* (Primera ed.). Madrid, España: Isefe.

- Sánchez Segura, A. (enero-marzo de 1994). La Rentabilidad Económica y financiera de la Gran Empresa Española. Análisis de los Factores Determinantes. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 24(78), 159-179.
- Soberón, X., & Bolívar Zapata, F. (1999). *Gen y Genoma* (Primera ed.). México D.F., México: Universidad Autónoma de México.
- Talbi, E.-G. (2009). *Metaheuristics: From Design to Implementation*. New Jersey, U.S.A.: John Wiley & Sons.
- Vidal, J. (Septiembre de 2012). Teoría de la Decisión: Proceso de interacciones u organizaciones como sistemas de decisiones. *Cinta de Moebio*(44), 136-152.
- Von Wintersdoff, C. J., Penders, J., Van Niekerk, J., Mills, N. D., Majumder, S., Van Alphen, L. B., y otros. (2016). Dissemination of Antimicrobial Resistance in Microbial Ecosystems Through Horizontal Gene Transfer. *Frontiers in Microbiology*, 7(173).
- Zhang, J. (June de 2003). Evolution by gene duplication: an update. *Trends in Ecology and Evolution*, 18(6), 292-298.
- Zitzler, E., Laumanns, M., & Bleuler, S. (2004). A Tutorial on Evolutionary Multiobjective Optimization. En X. Gandibleux, M. Sevaux, K. Sorensen, & V. T'Kindt, *Metaheuristics for Multiobjective Optimisation* (págs. 3-37). Springer.
- Zitzler, E., Laumanns, M., & Thiele, L. (2001). SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm. *ETH Zurich Research Collection*.

ANEXOS

Anexo I - Entrevista Semiestructurada

1. ¿Cuál es el procedimiento para realizar un workover en su empresa?
2. ¿Cuáles son los elementos más importantes a tener en consideración cuando se programa un reacondicionamiento?
3. ¿Qué criterios se utiliza para la asignación y ruteo de torres de reacondicionamiento para el servicio a pozos?
4. ¿Qué tipo de restricciones o limitaciones son consideradas al momento de planificar el itinerario de las torres de reacondicionamiento?
5. ¿Qué tipo de software utiliza para optimizar los reacondicionamientos a realizarse?

Resultados:

Tabla 8 – Resultados de entrevista semiestructurada Petroamazonas EP

Petroamazonas EP	
Preguntas	Respuesta
1	Revisión técnica, solicitar la aprobación de la Gerencia Coordinadora de operaciones, creación de AFE, notificar al Ministerio de Hidrocarburos y a la ARCH, coordinar con las empresas de servicio y actores involucrados, ejecutar el workover y enviar resultados a los entes fiscalizadores.
2	Aprobaciones del Ministerio de Hidrocarburos y ARCH, disponibilidad de taladros de reacondicionamiento, resultados esperados de la intervención
3	Disponibilidad de equipos de workover y potencial del pozo a intervenir
4	Aprobaciones de las entidades correspondientes, capacidad de los equipos de workover e infraestructura de las locaciones.
5	Excel, Open Wells y Microsoft Project.

Transcrito y resumido por: Jorge Luis Hidalgo

Tabla 9 – Resultados de entrevista semiestructurada Andes Petroleum

Andes Petroleum	
Preguntas	Respuesta
1	Revisión técnica y económica, aprobaciones internas, asignación de fondos, coordinar con las empresas de servicio, notificar al Ministerio de Hidrocarburos y a la ARCH, ejecutar el workover, registro de resultados y revisión de resultados.
2	Estimaciones de potencial de cada pozo a intervenir, disponibilidad de servicios, insumos y equipos, problemas socioambientales.
3	Producción de fluidos estimada e indicadores técnicos y económicos.
4	Restricciones de equipos e insumos en bodega.
5	OFM, Excel, Open Wells y Microsoft Project.

Transcrito y resumido por: Jorge Luis Hidalgo

Tabla 10 – Resultados de entrevista semiestructurada Consorcio Shushufindi

Consorcio Shushufindi	
Preguntas	Respuesta
1	Revisión técnica y económica, aprobaciones internas de gerencias, coordinar con las empresas de servicio, presentación a Petroamazonas, ejecutar el workover, seguimiento de las operaciones, envío de resultados a Petroamazonas.
2	Estimaciones de potencial de cada pozo a intervenir, disponibilidad de servicios, insumos y equipos. Términos contractuales con empresas de servicios. Seguridad Física.
3	Producción de fluidos estimada e indicadores técnicos y económicos.
4	Aprobaciones de las entidades correspondientes, capacidad de los equipos de workover e infraestructura de las locaciones. Restricciones en insumos de bodega.
5	OFM, PIPESIM, Excel y Microsoft Project.

Transcrito y resumido por: Jorge Luis Hidalgo

Tabla 11 – Resultados de entrevista semiestructurada Enap Sipec

Enap Sipec	
Preguntas	Respuesta
1	Revisión técnica y económica, aprobaciones internas, asignación de fondos, coordinar con las empresas de servicio, notificar al Ministerio de

	Hidrocarburos y a la ARCH, ejecutar el workover, registro de resultados y revisión de resultados.
2	Estimaciones de potencial de cada pozo a intervenir, disponibilidad de servicios, insumos y equipos.
3	Indicadores técnicos y económicos.
4	Restricciones de equipos e insumos en bodega.
5	OFM y Paquete Microsoft Office.

Transcrito y resumido por: Jorge Luis Hidalgo

Tabla 12 – Resultados de entrevista semiestructurada Ministerio de Energía y Recursos Naturales No Renovables

Ministerio de Energía y Recursos Naturales No Renovables	
Preguntas	Respuesta
1	Revisión técnica y económica, notificar al Ministerio de Hidrocarburos y a la ARCH, ejecución y seguimiento de las intervenciones.
2	Disponibilidad de información para análisis, disponibilidad de equipos y potenciales esperados de la intervención.
3	Principalmente el potencial productivo del pozo a intervenir.
4	Capacidad de los equipos de workover e infraestructura de las locaciones.
5	Microsoft Office.

Transcrito y resumido por: Jorge Luis Hidalgo

Anexo II - Cronograma de reacondicionamientos de los taladros operativos en el campo Catalina, durante el año 2018.

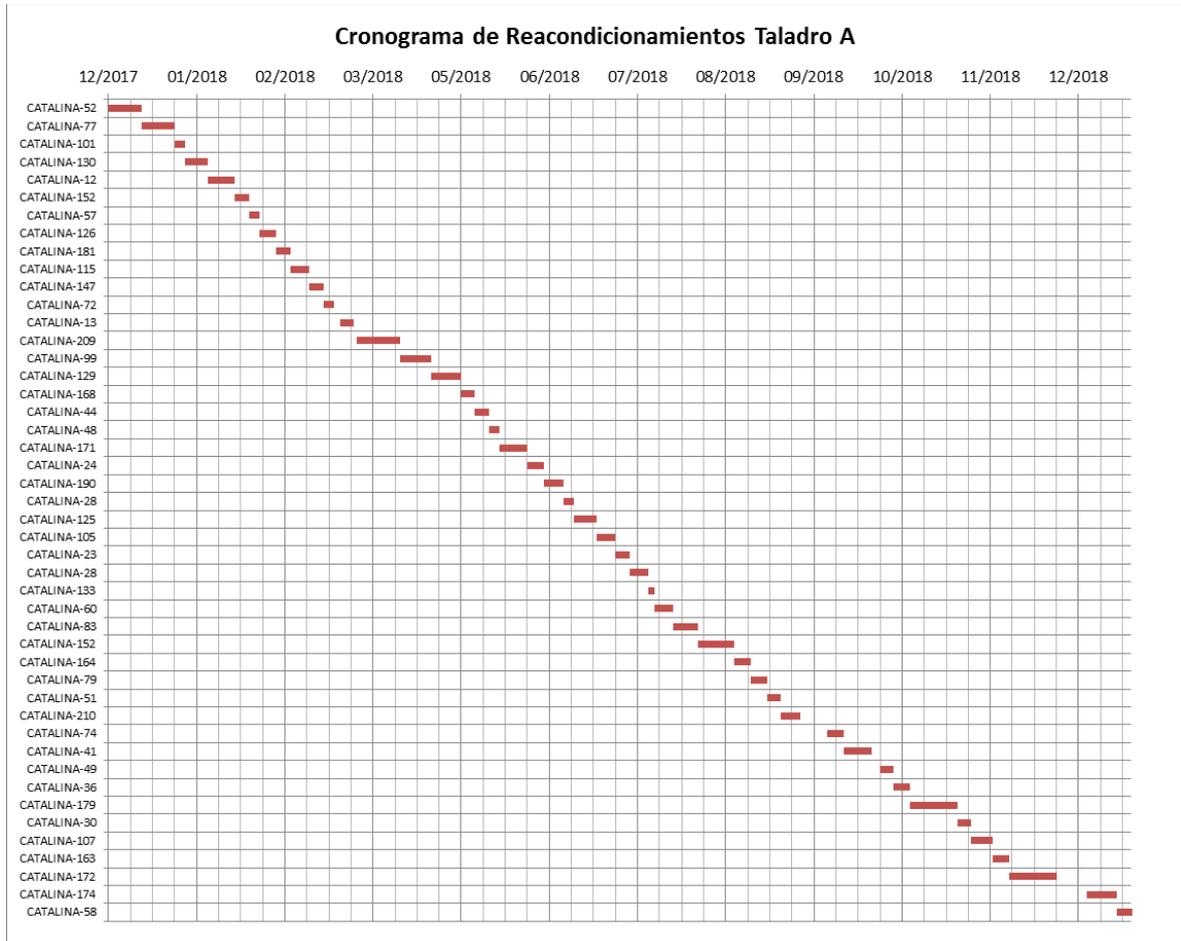


Figura 28 – Cronograma de reacondicionamientos del Taladro A, ejecutados en el campo Catalina durante el año 2018

Fuente: Petroamazonas EP
Elaborado por: Jorge Luis Hidalgo

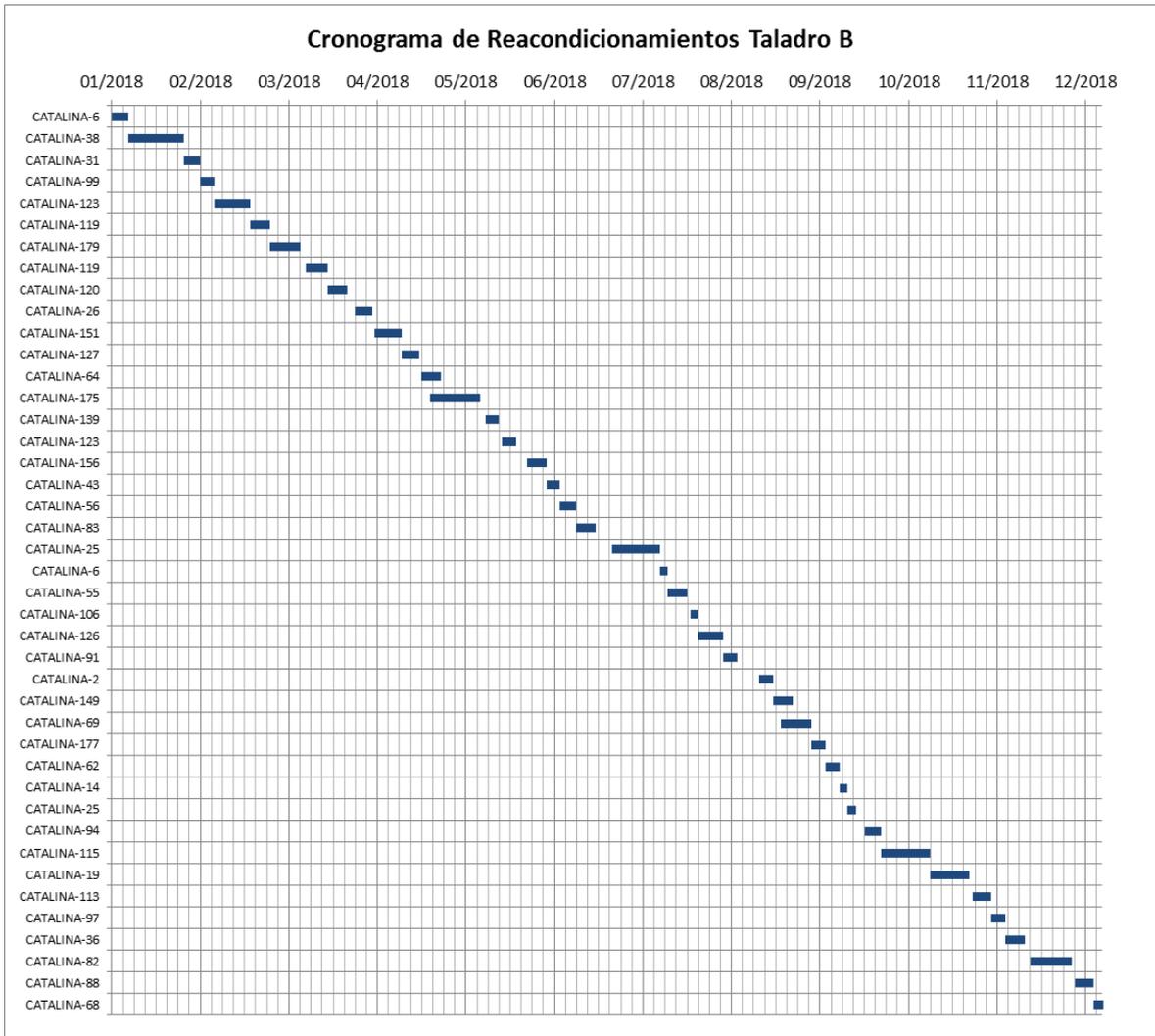


Figura 29 – Cronograma de reacondicionamientos del Taladro B, ejecutados en el campo Catalina durante el año 2018
Fuente: Petroamazonas EP
Elaborado por: Jorge Luis Hidalgo

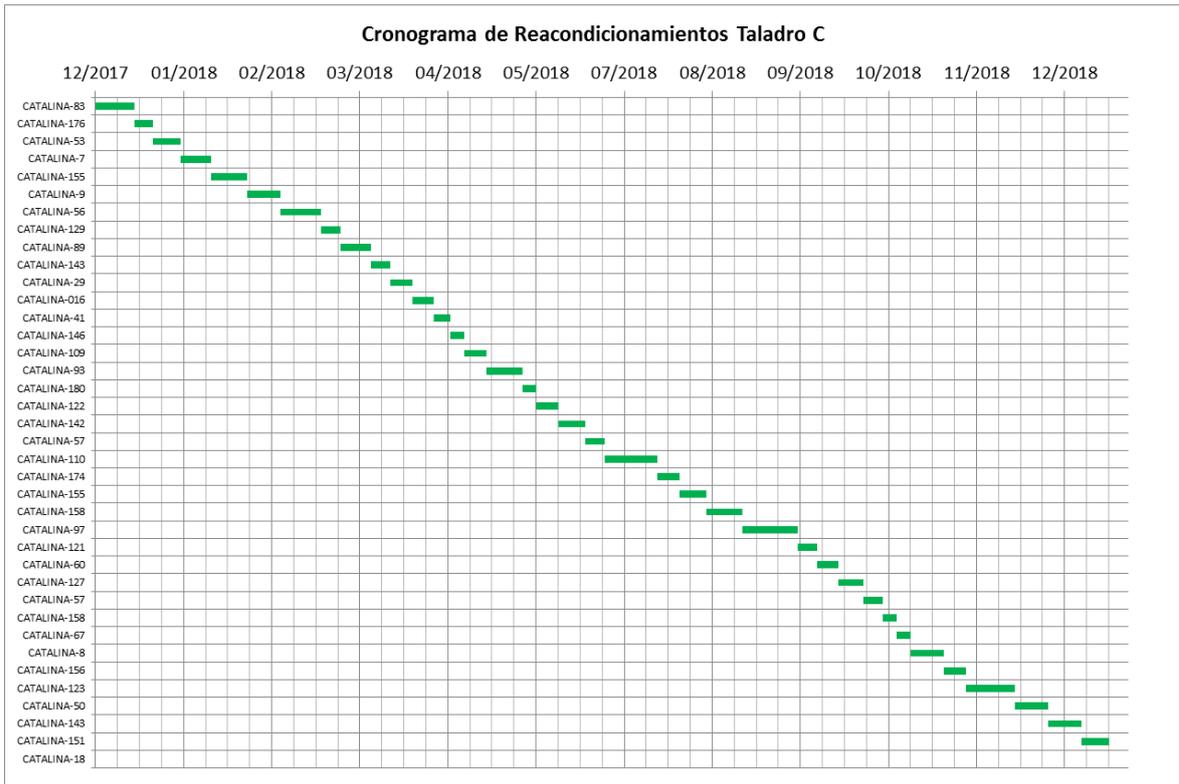


Figura 30 – Cronograma de reacondicionamientos del Taladro C, ejecutados en el campo Catalina durante el año 2018

Fuente: Petroamazonas EP

Elaborado por: Jorge Luis Hidalgo