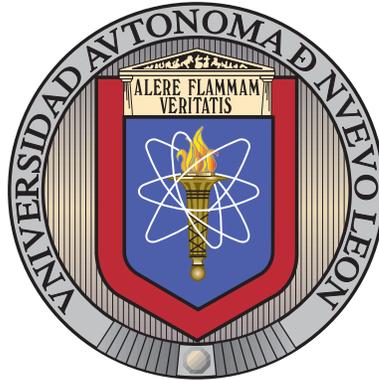


UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA

SUBDIRECCIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO



MODELO PARA LA OPTIMIZACIÓN ADAPTATIVA  
DE PROCESOS DE NEGOCIO CON UNA FUNCIÓN  
OBJETIVO EXPERIMENTAL DE SOSTENIBILIDAD

POR

RAFAEL CABEZA GORDILLO

COMO REQUISITO PARA OBTENER EL GRADO DE

DOCTORADO EN INGENIERÍA

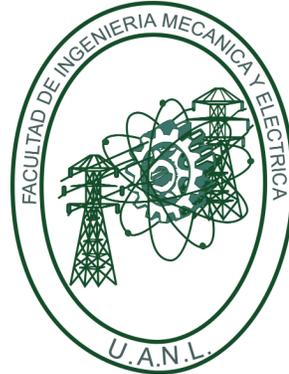
CON ESPECIALIDAD EN INGENIERÍA DE SISTEMAS

JULIO 2021

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA

SUBDIRECCIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO



MODELO PARA LA OPTIMIZACIÓN ADAPTATIVA  
DE PROCESOS DE NEGOCIO CON UNA FUNCIÓN  
OBJETIVO EXPERIMENTAL DE SOSTENIBILIDAD

POR

RAFAEL CABEZA GORDILLO

COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE

DOCTORADO EN INGENIERÍA

CON ESPECIALIDAD EN INGENIERÍA DE SISTEMAS

JULIO 2021



UANL

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN



FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA

Universidad Autónoma de Nuevo León  
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica  
Subdirección de Estudios de Posgrado

Los miembros del Comité de Tesis recomendamos que la Tesis «Modelo para la Optimización Adaptativa de Procesos de Negocio con una Función Objetivo Experimental de Sostenibilidad», realizada por el alumno Rafael Cabeza Gordillo, con número de matrícula 001935058, sea aceptada para su defensa como requisito para obtener el grado de Doctorado en Ingeniería con Especialidad en Ingeniería de Sistemas.

El Comité de Tesis

Dra. Leticia Amalia Neira Tovar  
Directora

Dr. Alexander De Jesús Pulido Rojano  
Co-director

Dr. Alfonso López Lira Arjona  
Revisor

Dra. Mayra Deyanira Flores Guerrero  
Revisor

Dr. Luis Martín Torres Triviño  
Revisor

Dra. Marta Sylvia del Río Guerra  
Revisor

Dr. Simón Martínez Martínez  
Subdirector de Estudios de Posgrado



San Nicolás de los Garza, Nuevo León, julio 2021



Ciudad Universitaria Pedro de Alba s/n, C.P. 66455, A.P. 076, S.J.C. "F"  
San Nicolás de los Garza, Nuevo León, México. Tels: (81) 8332 0903 /  
Conm.: 8329 4020 / Fax: (81) 8332 0904

*Este trabajo es un homenaje a la actitud que fortalece la perseverancia, y el esfuerzo, guiados por un horizonte específico, para alcanzar metas significativas en la vida.*

# ÍNDICE GENERAL

---

<b>Agradecimientos</b>	<b>XIII</b>
<b>Resumen</b>	<b>XIV</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Descripción del problema . . . . .	2
1.2. Estado del arte . . . . .	4
1.3. Justificación . . . . .	18
1.4. Preguntas de Investigación . . . . .	18
1.5. Objetivos . . . . .	19
1.5.1. Objetivo General . . . . .	19
1.5.2. Objetivos Particulares . . . . .	19
<b>2. Marco Teórico</b>	<b>20</b>
2.1. Procesos de negocio . . . . .	20
2.2. Optimización de procesos . . . . .	22
2.3. Optimización Multi-objetivo . . . . .	25

---

2.4. Algoritmos Genéticos . . . . .	27
2.5. Formulación del modelo de Optimización Multi-objetivo de procesos de negocio utilizando Algoritmos Genéticos . . . . .	34
<b>3. Metodología experimental</b>	<b>44</b>
3.1. Fase de exploracion . . . . .	45
3.2. Fase de pruebas o ensayo . . . . .	49
3.2.1. Prototipo de Instrumento para estratificar factores que contri- buyen a la sostenibilidad . . . . .	52
3.2.2. Proceso de diseño de la función objetivo de Sostenibilidad. . .	54
3.2.3. Proceso de ensayo de la plataforma con la función objetivo de Sostenibilidad . . . . .	55
3.3. Fase de definición . . . . .	56
3.4. Fase de ejecución . . . . .	65
<b>4. Resultados</b>	<b>67</b>
4.1. Desarrollo experimental de la función para determinar la Sostenibilidad.	67
4.2. Sostenibilidad de las actividades del proceso de negocio Ofertas de vestido . . . . .	91
4.3. Optimización del proceso de negocio Ofertas de vestido (OV) . . . . .	95
4.3.1. Condiciones iniciales . . . . .	96
4.3.2. Experimentación . . . . .	97
4.4. Optimización del proceso de negocio Contratación de Personal (CP) .	109

---

4.4.1. Optimización proceso CP Empresa 2 . . . . .	127
<b>5. Conclusiones</b>	<b>130</b>
<b>A. Código fuente original de referencia</b>	<b>134</b>
A.1. Código Python del Algoritmo NSGAI . . . . .	134
<b>B. Imagen del instrumento para recolectar datos</b>	<b>140</b>
B.1. Factores de sostenibilidad para un proceso de negocio . . . . .	140
<b>C. Desarrollo modelo función de Sostenibilidad</b>	<b>142</b>
C.1. Código Python Regresión Múltiple . . . . .	142
<b>D. Experimentación con modelos de ML</b>	<b>146</b>
D.1. Código Python . . . . .	146

# ÍNDICE DE FIGURAS

---

2.1. Estructura conceptual . . . . .	21
2.2. Conjunto de Pareto vs Frente de Pareto. . . . .	25
2.3. Un diseño factible de un Proceso de Negocio . . . . .	39
2.4. Modelo conceptual optimización de un proceso de negocio . . . . .	40
3.1. Artefacto para soportar la estructura conceptual. . . . .	46
3.2. Artefacto para determinar sistemáticamente los atributos . . . . .	47
3.3. Artefacto para guiar la implementación de la herramienta. . . . .	48
3.4. Factores que impactan la sostenibilidad. . . . .	50
3.5. Caracterización proceso de negocio “Ofertas Vestido” . . . . .	57
3.6. Caracterización proceso de contratación empresa 1. . . . .	60
3.7. Caracterización proceso de contratación empresa 2 parte 1. . . . .	61
3.8. Caracterización proceso de contratación empresa 2 parte 2. . . . .	62
3.9. Caracterización proceso de contratación empresa 2 parte 3. . . . .	63
3.10. Caracterización proceso de contratación empresa 3. . . . .	63
3.11. Diagrama de bloques de la Plataforma de Optimización . . . . .	66

---

4.1. Gestión del negocio versus Sostenibilidad . . . . .	71
4.2. Mejoramiento continuo versus Sostenibilidad . . . . .	73
4.3. Margen Operacional versus Sostenibilidad . . . . .	73
4.4. Gestión del negocio versus Margen Operacional . . . . .	74
4.5. Gestión del negocio, Margen Operacional, y Sostenibilidad . . . . .	76
4.6. Liderazgo, Satisfacción del trabajo, Sostenibilidad . . . . .	77
4.7. Empatía, Mejora Continua, Sostenibilidad . . . . .	78
4.8. Gestión del negocio, Sostenibilidad, pronóstico Sostenibilidad . . . . .	82
4.9. Error residual del modelo final . . . . .	90
4.10. Error de la predicción del modelo final . . . . .	90
B.1. Instrumento Sostenibilidad de procesos de negocio . . . . .	141

# ÍNDICE DE TABLAS

---

2.1. AG en el periodo 1985-2003 . . . . .	36
3.1. Factores que impactan la sostenibilidad. . . . .	51
3.2. Elementos del proceso de negocio OV . . . . .	58
3.3. Detalle actividades proceso OV . . . . .	59
4.1. Contraste impacto factores de Sostenibilidad . . . . .	68
4.2. Pesos factores impactando la Sostenibilidad . . . . .	69
4.3. Apreciaciones con el valor máximo y mínimo de Sostenibilidad . . . . .	70
4.4. Definición de variables . . . . .	72
4.5. Cualificación de la Sostenibilidad . . . . .	79
4.6. Algunas filas de datos . . . . .	80
4.7. Equivalencias identificadores de los modelos . . . . .	84
4.8. Métricas exploración Algoritmos . . . . .	85
4.9. Ajuste de los hiper-parametros . . . . .	86
4.10. Meta modelos Bagging . . . . .	87

---

4.11. Meta modelos Boosting . . . . .	87
4.12. Integración de modelos . . . . .	88
4.13. Predicción de la Sostenibilidad . . . . .	89
4.14. Actividades del proceso OV . . . . .	91
4.15. Alternativas de las actividades del proceso OV . . . . .	92
4.16. Valores atributos actividades componentes proceso OV . . . . .	93
4.17. Predicciones de la Sostenibilidad . . . . .	94
4.18. Soluciones generadas con los Objetivos de costo y duración . . . . .	98
4.19. Clasificación de las soluciones por frecuencias . . . . .	100
4.20. Estructura decodificada solucion 5 . . . . .	101
4.21. Estructura decodificada solucion 7 . . . . .	102
4.22. Estructura decodificada solucion 13 . . . . .	102
4.23. Soluciones generadas con los Objetivos de sostenibilidad, costo y duración . . . . .	104
4.24. Clasificación soluciones por frecuencias tres objetivos . . . . .	105
4.25. Soluciones calculadas y generadas - Dos objetivos . . . . .	106
4.26. Soluciones calculadas y generadas - Tres objetivos . . . . .	106
4.27. Comparación general de soluciones . . . . .	107
4.28. Actividades y atributos Empresa 3 parte 1 . . . . .	110
4.29. Resto de actividades y atributos de la Empresa 3 . . . . .	111
4.30. Clasificación de las soluciones por frecuencia . . . . .	112

---

4.31. Estructura transversal de las mejores soluciones . . . . .	114
4.32. Estructura transversal de las mejores soluciones - Continuación . . . . .	115
4.33. Estructura ajustada del proceso CP . . . . .	116
4.34. Estructura proceso 1 . . . . .	117
4.35. Estructura proceso 2 . . . . .	118
4.36. Estructura proceso 3 . . . . .	119
4.37. Estructura proceso 4 . . . . .	120
4.38. Estructura proceso 5 . . . . .	121
4.39. Estructura proceso 6 . . . . .	122
4.40. Estructura proceso 7 . . . . .	123
4.41. Estructura proceso 8 . . . . .	124
4.42. Estructura proceso 9 . . . . .	125
4.43. Estructura proceso 10 . . . . .	126
4.44. Clasificación por frecuencia de las soluciones . . . . .	128
4.45. Diseño equivalente del mejor proceso CP . . . . .	129
4.46. Diseño equivalente del segundo proceso CP . . . . .	129
4.47. Diseño equivalente del tercer proceso CP . . . . .	129

# AGRADECIMIENTOS

---

Estoy inmensamente agradecido con el comité de tesis, con todos los profesores participantes en el doctorado, y la facultad, que de forma sinérgica aportaron elementos claves para desarrollar este trabajo.

# RESUMEN

---

Rafael Cabeza Gordillo.

Candidato para obtener el grado de Doctorado en Ingeniería con Especialidad en Ingeniería de Sistemas.

Universidad Autónoma de Nuevo León.

Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica.

Título del estudio: MODELO PARA LA OPTIMIZACIÓN ADAPTATIVA DE PROCESOS DE NEGOCIO CON UNA FUNCIÓN OBJETIVO EXPERIMENTAL DE SOSTENIBILIDAD.

Número de páginas: 160.

**OBJETIVOS Y MÉTODO DE ESTUDIO:** El objetivo general de este trabajo es diseñar un modelo experimental de optimización adaptativa de procesos de negocio con el propósito de disponer de una herramienta que soporte o colabore en el proceso de toma de decisiones para determinar la articulación de acciones a desarrollar, en el diseño de un proceso de negocio, que impacte en el logro de un negocio sustentable y exitoso en el tiempo. Los correspondientes objetivos particulares son: a) Realizar un estudio y diagnóstico sobre los atributos y factores estructurales de los procesos de negocio efectivos que influyen positivamente en el éxito empresarial. Especial énfasis en la Sostenibilidad, b) Desarrollar experimentos computacionales para seleccionar o crear funciones objetivo y restricciones, de acuerdo a los aspectos relevantes

identificados, c) Diseñar e implementar la herramienta de optimización de procesos de negocio para generar diseños óptimos de procesos de negocio, d) Efectuar experimentos computacionales con la herramienta para generar diseños del proceso de negocio optimizados. El método de estudio es descriptivo, analítico y experimental y se estructura en cuatro fases: fase de exploración, fase de pruebas o ensayo, fase de definición, y fase de ejecución. Estas se definen en el capítulo tres.

**CONTRIBUCIONES Y CONCLUSIONES:** Se ha implementado un modelo, cuyo elemento clave es una plataforma de optimización multi-objetivo de procesos de negocio, en la cual se considera tres objetivos en conflicto, el costo, la duración y la sostenibilidad para cada una de las actividades componentes del mismo. El evento de incluir una función objetivo de sostenibilidad, diferencia este trabajo de los referenciados, buscando una forma cuantitativa de medir la sostenibilidad, como resultado de explorar la experiencia de ejecutivos exitosos, con un instrumento para recolectar el impacto de distintos factores que, en conjunto, podrían cuantificar la sostenibilidad de una actividad, componente de un proceso de negocio. Se realiza un experimento con el propósito de crear un modelo predictivo de la sostenibilidad y se obtiene como resultado un modelo de aprendizaje de máquina; que predice la sostenibilidad de una actividad de un proceso de negocio, mediante la estimación de los factores identificados. Los experimentos realizados con la plataforma de optimización multi-objetivo, que de forma novel incluye una función objetivo de sostenibilidad, produce diseños de procesos de negocio efectivos, o *mejores*, para lograr los objetivos estratégicos de una empresa en el contexto actual.

El resultado de los experimentos permitió establecer una aproximación para fundamentar la disminución del tamaño de la estructura de datos; para manejar la representación de un proceso de negocio, con una gran cantidad de actividades y sus respectivas alternativas. Esto conduce a minimizar la complejidad y por consiguiente generar resultados de calidad con uso eficiente de recursos.

El modelo es una contribución para los investigadores en el contexto de la

---

gestión de procesos de negocio, brindando una herramienta para explorar actividades alternativas soportadas por elementos que habilitan la transformación digital de empresas de todo tipo.

Desde un punto de vista práctico en el contexto de los negocios, y para los arquitectos empresariales, crea la oportunidad de probar posibles configuraciones de procesos, teniendo en cuenta la sostenibilidad, que incluye la visión futura de todo negocio en cuanto a salud ambiental, social y económica para todos.

Firma del asesor: \_\_\_\_\_

## CAPÍTULO 1

# INTRODUCCIÓN

---

EL propósito de este trabajo es implementar un modelo experimental de optimización multi-objetivo con la finalidad de generar excelentes alternativas del diseño de un proceso de negocio, que soporte la transformación de una organización, para lograr ventajas competitivas sostenibles. Las organizaciones, empresas, o negocios del mundo realizan actividades para alcanzar su principal objetivo: beneficio para los inversionistas y los empleados. Actualmente, el éxito de los negocios se mide por el nivel de ingresos y calidad de vida de los empleados como también por la rentabilidad de las acciones que equivale a las ganancias de los inversionistas, y no menos importante, por su capacidad de perdurar en el tiempo obteniendo esos beneficios. Dependiendo de la forma como esas actividades empresariales, mejor conocidas como procesos de negocio, se realicen se podrá lograr efectividad en los propósitos de obtener beneficios. En el desarrollo del trabajo se considera la creación y aplicación de una función de sostenibilidad que incluye factores relevantes, especificados por expertos, para diseñar procesos de negocio optimizados. Este elemento contribuye a que el proceso de optimización planteado sea un proceso integral, que sistemáticamente integra aspectos éticos, ambientales, sociales, motivacionales, y de relaciones personales, además de los tradicionalmente utilizados: costo y tiempo. A continuación, se describe el problema, se reseñan trabajos científicos en el contexto del problema, se justifica el desarrollo del trabajo, se declaran las preguntas de investigación, y se

enuncia el objetivo que se pretende lograr.

## 1.1 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

Un proceso de negocio es un arreglo estructurado y flexible de actividades que permite; a partir de entradas específicas, el trabajo interrelacionado de actividades, producir un resultado de valor para la empresa [47]. Ejemplos son el proceso de realizar un crédito en una entidad financiera, el proceso de contratación de personal, el mercadeo (*marketing*) de un nuevo producto o servicio, el mantenimiento de una planta generadora de energía, etc. La efectividad en los procesos de negocio está mostrando casos de empresas como es el caso de CEMEX (Cementos Mexicanos S.A.) [17], 7-ELEVEN de Japon, e ING (*Internationale Nederlanden Groep*), entre otras, que en estos tiempos de crisis donde muchas empresas están cerrando sus operaciones, ellas están fortaleciendo su competitividad a nivel mundial como resultado de haber tomado y seguir tomando contundentes decisiones sobre qué procesos deben ejecutar excelentemente bien. El subconjunto de procesos de negocio que soporta esa agilidad en el mercado ha sido denominado por Jeanne W. Ross, Peter Weill y David C. Robertson, en su libro (*Enterprise architecture as strategy: creating a foundation for business execution*) como: “Base para la operación” [41].

A nivel mundial las empresas que generan mayor bienestar social y económico son las SMEs (*Small and Medium-sized Enterprises*) [37] o PYMES como se conocen en Iberoamérica. Estas empresas son clave en el crecimiento económico inclusivo y sostenible, pero en el periodo de 2010 a 2016 se evidenciaron brechas salariales y de productividad con relación a las empresas de mayor tamaño. Incluso en las PYME relativamente grandes, los niveles salariales suelen ser alrededor de un 20 por ciento más bajos que en las grandes empresas [37], lo que refleja niveles de productividad más bajos y por consiguiente procesos de negocio con bajos niveles de efectividad, que demandan acciones, en la base operativa, para lograr su optimización, y así, disminuir la brecha salarial e impactar positivamente el bienestar ambiental, económico

y social.

De acuerdo a la Real Academia Española optimizar es; buscar la mejor manera de realizar una actividad. Optimizar un proceso de negocio implica realizar mediciones de acuerdo a criterios, previamente establecidos, que permitan decidir si se está logrando las metas económicas, sociales, ambientales, personales y de relación. En los procesos de negocio generalmente se desea minimizar costos, maximizar la satisfacción de los empleados, maximizar calidad del producto o servicio, maximizar rentabilidad, minimizar tiempo de producción, y otros criterios de manera simultánea. Este contexto, configura lo que se conoce como un problema de optimización multi-objetivo, en el cual la característica principal es hallar la mejor solución teniendo criterios en conflicto, y que se desea satisfacer de manera simultánea. En este trabajo se pretende identificar el beneficio de integrar una función de sostenibilidad para incluir factores no considerados en la mayoría de procesos de optimización explorados a la fecha.

Una de las posibles alternativas para la optimización de procesos de negocio, se puede realizar por medio de técnicas de computación evolutiva como son los algoritmos genéticos, o evolutivos, de optimización multi-objetivo o EMOAS (*Evolutionary Multiobjective Optimization Algorithms*), dado que han sido aplicados exitosamente en varios problemas combinatorios demostrando una serie de beneficios [47].

La optimización de procesos de negocio, BPO (*Business Process Optimization*) por su sigla en inglés; cada día toma mayor relevancia debido a la necesidad de diseñar y/o rediseñar procesos de negocio para lograr ventajas competitivas y sostenibilidad, en un ambiente dinámico, y con creciente disponibilidad de herramientas, tecnologías y metodologías disruptivas. Esto incrementa la necesidad de reemplazar algunas actividades componentes de los procesos de negocio, con nuevas opciones, que tendrían atributos mejorados por la inclusión de esas herramientas. Teniendo en cuenta los altos costos y el tiempo necesario para probar las actividades alternativas en campo, se están utilizando plataformas o modelos de optimización de procesos

de negocio para analizar y validar los cambios que permitirán la efectividad de los mismos, con el propósito de lograr bienestar social y económico.

El trabajo presentado en este documento, se ha realizado siguiendo el paradigma de la ciencia del diseño. Este se caracteriza por la creación de nuevos e innovadores artefactos, en este caso incluir una función de sostenibilidad en la optimización de un proceso de negocio, para resolver problemas generales y evaluar los beneficios e inconvenientes.

## 1.2 ESTADO DEL ARTE

Las empresas en su constante búsqueda de mejorar sus ingresos, y por consiguiente su rentabilidad, utilizan variadas técnicas y herramientas. Algunas de las herramientas usadas actualmente son: *Process Mapping*, *SIPOC*, *Swimlane Diagram*, *root cause analysis* [39]. Por otro lado, también se ha utilizado metodologías como PDCA (*Plan, Do, Check, Act*), DMAIC (*Define, Measure, Analyze, improve, and Control*) [8]. En este entorno, también se dispone de herramientas de automatización de tareas y de gestión de flujos de trabajo. Hoy en día, las empresas con fortaleza económica suelen utilizar plataformas de BPM (*Business Process Management*) como herramienta de apoyo para mejorar sus procesos de negocio. Algunas también han utilizado herramientas anteriores como IDEAF, CIM-OS, ARIS, y las redes de Petri [13].

En la actualidad la investigación científica está dirigida a la optimización de procesos de negocio de manera formal y estructural por consiguiente es clave revisar el concepto de proceso de negocio. Según Gartner [2], un proceso de negocio es un evento guiado en una ruta de procesamiento de inicio a fin; que comienza con el requerimiento de un cliente y termina con un resultado para el cliente. Los procesos de negocio generalmente cruzan, o atraviesan, departamentos y aun límites organizacionales.

Un proceso de negocio se puede percibir como un conjunto de tareas/actividades que conectadas apropiadamente ejecutan una operación del negocio generando valor para los accionistas. Los principales componentes de estos son las tareas/actividades y los recursos. Para evaluar un proceso de negocio se puede utilizar las características de las tareas, los recursos involucrados, y los riesgos asociados, como también las formas de interacción de las tareas, o el nivel de integración, que hace parte de una de las características distintivas de un proceso de negocio. Los atributos de las tareas, generalmente, se definen como las características cuantificables de una tarea, como por ejemplo el costo y la duración, nivel de experticia de las personas involucradas, nivel de riesgo etc. de tal manera que los atributos de los procesos se podrían generar a partir de una función que acumule los valores de las tareas. Adicionalmente, se puede considerar los productos de entrada y salida de una tarea como los recursos de la tarea, que, a su vez, permitirían la conexión de tareas mediante las entradas y salidas comunes. Lo anterior facilitaría configurar los requerimientos de un proceso exitoso como los requisitos de entrada y la salida esperada del mismo. En este caso particular, una forma de representación del proceso, como se especifica en [22], sería disponer de dos matrices; una para almacenar la secuencia de ejecución de las tareas y la otra para contener los atributos de las tareas.

Otro enfoque indica que un proceso de negocio debería ser una unidad definida con límites específicos, las actividades deben ser únicas, aunque conformen diferentes procesos, los ejecutores de las actividades deben ser los mejor capacitados, y toda la información de las actividades debe estar en una sola base de datos [25].

De igual forma que en los dos últimos aspectos considerados, se debería definir el detalle de los atributos medibles, con costo mínimo y facilidad de recolección para cada uno de los ítems citados previamente, dependiendo de la disponibilidad de un caso de estudio en una empresa, que alinee estrategia corporativa y las tecnologías de la información y comunicaciones para soportar ventajas competitivas. En este contexto, un planteamiento en [42], utiliza los registros de transacciones, y/o rastros de auditoría, de plataformas integradas o ERP (*Enterprise Resources Planning*)

productivas y exitosas, como por ejemplo SAP (Systems, Applications, Products in Data Processing) para realizar experimentos computacionales, con técnicas de aprendizaje no supervisado, que conduzcan a proponer un conjunto de atributos de relevancia en la ejecución efectiva de procesos de negocio de compañías exitosas.

Para lograr sostenibilidad e incremento de la efectividad de los procesos de las organizaciones, Larry Meyer y Tony Scrima [35] recomiendan identificar: como la combinación de las mejores prácticas de la gestión de proyectos con ciertas metodologías de Six Sigma suministran la estructura y la disciplina requeridas para hallar oportunidades de mejora de procesos, desarrollar soluciones sostenibles, y conducen a la organización a través del proceso de cambio estratégico. Las organizaciones son capaces de lograr sostenibles y efectivas mejoras de procesos por combinar las mejores prácticas de la gestión de proyectos con ciertas metodologías de Six Sigma. La capacidad de combinar estas metodologías probadas suministra la estructura y disciplina requerida para identificar oportunidades de mejora de procesos, desarrollar soluciones sostenibles, y guiar a la empresa a través del proceso de cambio estratégico. El uso integrado de estas técnicas permite que los procesos de negocio sean eficientes, ágiles, y satisfagan las demandas de los clientes de la organización. En la actual y retadora economía global es esencial para las organizaciones combinar las disciplinas de gestión de proyectos, *Six Sigma*, y la optimización de procesos de negocio para obtener el mayor margen operacional, con el apoyo de los procesos que aseguren ser los más ágiles, de inmejorable calidad y más económicos; para desarrollar sus productos y/o servicios, mientras mantienen un alto nivel de satisfacción del cliente, e imagen, en el mercado.

Un problema de optimización monobjetivo se define como la maximización (o minimización) de una única función objetivo  $Z(X)$  de varias variables de decisión  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ , sujeto a varias restricciones  $g_i(x) \leq 0$ .

Formalmente, se puede plantear como:

$$\begin{aligned} & \text{Maximizar } Z(X) [\text{obien : Mininimizar } Z(X)] \\ & \text{sujeto a: } g_i(x) \leq 0 \quad i = 1, 2, 3, \dots, m \\ & \quad \quad \quad x_j(x) \geq 0 \quad j = 1, 2, 3, \dots, n \\ & \quad \quad \quad \text{donde } X = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in R^n \\ & \quad \quad \quad R = \text{conjunto de números reales .} \end{aligned} \tag{1.1}$$

En las últimas dos décadas, se han elaborado gran cantidad de escritos sobre métodos efectivos para resolver problemas de optimización, y optimización multi-objetivo, pero muy poco sobre cómo implementar estos para resolver el problema de la optimización adaptativa de procesos de negocio.

En un estudio sobre conceptos y métodos de optimización multi-objetivo no lineal y continua [34] desarrollan una conclusión en la que presentan algunas ideas, generalmente ignoradas, y su aplicabilidad a problemas de ingeniería, como también, que la selección de un método específico depende del tipo de información disponible sobre el problema, las preferencias del usuario, los requerimientos de la solución y la disponibilidad del software.

De acuerdo a lo expresado en [47], la optimización de procesos de negocio es el mejoramiento automatizado de los mismos utilizando medidas de desempeño, previamente especificadas. La importancia de la Optimización de estos, radica en la capacidad de diseñar o rediseñarlos fundamentado en criterios de evaluación cuantitativos, lo cual permite evaluar y comparar cuantitativamente procesos de negocio para lograr efectividad en su desempeño, como también generar varios diseños basados en los mismos requerimientos del proceso. Una de las posibles alternativas para la optimización de procesos de negocio, se puede realizar por medio de técnicas de computación evolutiva como por ejemplo los algoritmos evolutivos de optimización multi-objetivo (EMOAS), dado que han sido aplicados exitosamente en varios problemas combinatorios demostrando una serie de beneficios.

El modelo matemático en que se fundamentan los EMOAS es el modelo general

de optimización multi-objetivo, que según [34] es el siguiente:

$$\begin{aligned} \text{Minimize } F(x) &= [F_1(x), F_2(x), \dots, F_k(x)]^T \\ \text{Sujeto a : } g_j(x) &\leq 0, j = 1, 2, \dots, m \\ h_l(x) &= 0, l = 1, 2, \dots, e \end{aligned} \tag{1.2}$$

Los modelos computacionales describiendo el comportamiento de sistemas físicos complejos, generalmente, se utilizan en el campo del diseño de ingeniería para identificar mejores, o soluciones óptimas con respecto a criterios de ejecución previamente definidos. Así, emergen los problemas de optimización multi-objetivo y el conjunto de soluciones óptimas comprometidas (frente de Pareto) se deben hallar por un efectivo y completo procedimiento de búsqueda para soportar al tomador de decisiones y/o el diseñador, en seleccionar la mejor opción.

En la investigación realizada por Chiandussi, Codegone, Ferrero, y Varesio [15] analizan cuatro (4) técnicas de optimización multi-objetivo, por medio de describir su formulación, ventajas y desventajas. La efectividad de las técnicas seleccionadas para propósitos de diseño de ingeniería, se verifica por medio de comparar los resultados obtenidos al resolver unos pocos ejemplos de referencia, y adicionalmente, hallar una solución a un problema real de ingeniería estructural relativo al soporte del motor de un vehículo automotor. Concluye que el método MOGA (optimización multi-objetivo por medio de Algoritmos Genéticos) conduce siempre a una correcta y exacta identificación del frente de Pareto completo. Los resultados obtenidos por la implementación del método no dependen de los objetivos analizados ni de las funciones de restricciones. La desventaja del método MOGA es el gran número de iteraciones requeridas y, consecuentemente, el gran esfuerzo computacional requerido para identificar el frente de Pareto. El gran esfuerzo computacional hace que este método, no sea generalmente aceptado en problemas usuales de ingeniería.

La mayoría de intentos para realizar optimización de procesos han sido manuales sin involucrar ninguna metodología automatizada formal. En [22] se esquematiza un marco de trabajo para optimización multi-objetivo de diseños de procesos de negocio. El marco utiliza un modelo de proceso de negocio genérico y formal, don-

de se especifica funciones objetivo de costo y duración del proceso. El modelo del proceso de negocio se implementa e incorpora en una plataforma de software donde una selección de Algoritmos de optimización multi-objetivo se aplica a un grupo de diseños de prueba, incluyendo un ejemplo de la realidad. Los diseños de procesos de prueba son de variada complejidad y se optimizan con tres populares técnicas de optimización: los Algoritmos NSGA2 (*Nondominated Sorting Genetic Algorithm II*), SPEA2 (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm II*), y MOPSO (*Multi-Objective Particle Swarm Optimization*). El resultado indica que, aunque la optimización de procesos de negocio es un problema altamente restringido con un espacio de búsqueda fragmentado; Los algoritmos de optimización multi-objetivo NSGA2 y SPEA2 producen un satisfactorio número de alternativos diseños de proceso de negocio optimizados. Sin embargo, El desempeño de los algoritmos de optimización disminuye abruptamente con el incremento de la complejidad del diseño del proceso de negocio.

La Optimización Robusta (Robust Optimization) es un nuevo y activo campo de investigación, que se ha desarrollado en los últimos años [24]. La Optimización Robusta es muy usada en la práctica, debido a que esta se ajusta a la información disponible, y conduce a formulaciones rastreables computacionalmente. Sin embargo, se puede recalcar que las actuales aplicaciones de la vida real todavía están rezagadas; hay mucho más potencial para las aplicaciones de la vida real que las que han sido explotadas hasta la fecha. La importancia de este paradigma esta en entenderla y aplicarla exitosamente en la práctica, para lo cual es fundamental concretar lo importante de lo que se debe hacer, y que no, para usarla en la solución de problemas reales.

En el trabajo de tesis doctoral de G.Tsakalidis y K. Vergidis [47] explican el desarrollo, evaluación y verificación de una plataforma o marco de trabajo para optimizar procesos de negocio. La optimización realizada utiliza técnicas de computación evolutiva, teniendo en cuenta que han sido utilizadas efectivamente en una variedad de problemas similares. Los autores examinan su capacidad para ensamblar, representar y optimizar diseños de procesos de negocio con escenarios de la vida real.

Utilizando para este fin, web services como tareas/actividades de los procesos, compiladas y almacenadas en librerías. El autor intenta probar la capacidad del marco de trabajo propuesto en producir alternativos diseños de procesos de negocio conformados por web services. De acuerdo a los autores, este ejercicio con condiciones del mundo real mostraría la validez del marco de trabajo final, y al mismo tiempo estaría en concordancia con las últimas tendencias de implementación de procesos de negocio.

El planteamiento de Minsu Cho [16], especifica que la gestión de procesos de negocio, en estos tiempos, esta rápidamente moviéndose a ser basada en evidencia. Los indicadores de evaluación de los procesos de negocio tienden a enfocarse únicamente en el desempeño del proceso, sin tener en cuenta la definición de otros indicadores para evaluar otros aspectos de interés en diferentes fases del ciclo de vida del proceso de negocio. En síntesis, proponen una plataforma de evaluación/valoración de los procesos de negocio enfocada en la fase del ciclo de vida de rediseño de procesos y finamente acoplada con minería de datos como una plataforma operacional para calcular indicadores. La plataforma incluye indicadores de desempeño del proceso e indicadores para evaluar/valorar si se han aplicado las mejores prácticas de rediseño de procesos, y en que extensión. Ambos conjuntos de indicadores se pueden calcular utilizando una funcionalidad estándar de minería de procesos. La plataforma propuesta ha sido validada utilizando casos de estudio en un hospital y una agencia de viajes, enfocándose en las mejores prácticas de recursos extras (humanos y físicos), implicaciones numéricas y responsabilidades compartidas. Los resultados obtenidos están de acuerdo sustancialmente con las conclusiones extraídas de la literatura sobre el efecto de las mejores prácticas en las perspectivas de tiempo, costo, calidad, y flexibilidad en el desempeño de procesos.

En un artículo presentado en el Simposio internacional sobre telecomunicaciones BIHTEL XI 2016, los autores A. Djedović and E. Žunić and Z. Avdagić and A. Karabegović [3], proponen implementar una metodología que sea capaz de optimizar la asignación de recursos a tareas en un proceso de negocio dado. Presentan un

método para la optimización de procesos de negocio utilizando algoritmos genéticos, en que inicialmente se necesita definir el modelo del proceso de negocio y sus correspondientes parámetros, tales como: tiempo de duración de la actividad, máximo y mínimo número de recursos (personas), y el número de instancias del proceso generadas. Esta información la debe suministrar el propietario del proceso. Seguidamente, los algoritmos genéticos se utilizan para obtener el programa óptimo de involucrados (personas) en el proceso. La función de optimización u objetivo toma en consideración indicadores claves de ejecución del proceso tales como: tiempo de espera de instancias del proceso, y el costo total de los recursos. En síntesis, se prueba que el algoritmo es capaz de encontrar el óptimo programa de usuarios o involucrados desde el contexto de la función objetivo definida. También, el algoritmo tiene en cuenta restricciones prácticas tales como el limitado número de recursos cualificados o el número fijo de recursos, como es el caso de la actividad de un comité de crédito. El algoritmo ha encontrado una solución óptima, para un pequeño número de generaciones, la cual es mejor de acuerdo a la función objetivo comparado con el programa actual de usuarios en el proceso.

Según [46] un proceso de negocio se puede percibir como un conjunto colectivo de tareas que cuando se conectan apropiadamente ejecutan una operación del negocio. El propósito de un proceso de negocio es; realizar una operación del negocio, por ejemplo: cualquier operación basada en servicios que está generando valor a la organización. Los elementos involucrados en el proceso de negocio y consecuentemente representados en el diseño de un proceso de negocio son: las tareas participantes, los recursos de las tareas, los atributos de las tareas, y los patrones de conectividad. Con estas premisas la optimización de procesos de negocio se considera como el problema de construir diseños de procesos de negocio factibles con valores de atributos óptimos, como duración y costo. La aproximación propuesta involucra la aplicación de una serie de algoritmos de optimización multi-objetivo (EMOAS) en un intento de generar una serie de diversos diseños de procesos de negocio optimizados para los mismos requerimientos del proceso. Los resultados experimentales demostraron que

la plataforma de optimización propuesta es capaz de producir un número satisfactorio de alternativas de diseño optimizadas considerando la complejidad del problema y la alta tasa de no factibilidad.

En otro artículo de Tiwari[45] se propone una plataforma para optimización multi-objetivo de procesos de negocio, que utiliza un modelo genérico de proceso de negocio definido formalmente, y se especifican los costos y la duración del proceso como funciones objetivo. El modelo del proceso de negocio se programa e incorpora a una plataforma de software donde una selección de algoritmos de optimización multi-objetivo se aplica a cinco problemas de prueba. Los problemas de prueba son diseños de procesos de negocio de complejidades variables y son optimizados con tres populares técnicas de optimización (algoritmos NSGAI, SPEA2, MOPSO). Los resultados indican que, aunque la optimización de procesos de negocio es un problema altamente restringido con un espacio de búsqueda fragmentado, los algoritmos de optimización multi-objetivo tales como NSGA2 y SPEA2 producen un número satisfactorio de alternativas de procesos de negocio optimizados. Sin embargo, el desempeño de los algoritmos de optimización cae bruscamente con aun, un leve incremento en la complejidad del problema.

Para generar una serie de diseños de procesos de negocio optimizados para los mismos requerimientos de proceso Georgoulakos K., Vergidis K., Tsakalidis G. y Samaras N. [22] presentan una propuesta que incluye una etapa de pre-procesamiento y la aplicación de una serie de algoritmos evolutivos para optimización multi-objetivo. El objetivo del trabajo es investigar los beneficios que se obtienen de la utilización de una etapa de pre-procesamiento en los procesos de ejecución de los EMOAS. Los resultados experimentales demostraron que la plataforma de optimización propuesta, es capaz de producir un número satisfactorio de alternativas de diseño optimizadas considerando la complejidad del problema y la alta tasa de no factibilidad. La adición de la etapa de pre-procesamiento aparenta tener un efecto positivo sobre la plataforma al producir más soluciones no dominadas en periodos de tiempo reducidos.

En un artículo científico reciente [33] los autores presentan una aproximación de una optimización evolutiva multi-objetivo combinatoria de los diseños de un proceso de negocio utilizando una variación del algoritmo NSGAII, denominada MANSGAII. Hay una gran cantidad de variantes del NSGAII. En efecto, la mayoría trata con el operador de mutación/selección (crossover) con la distancia poblacional. Se discute una plataforma de optimización que usa: (i) una propuesta de función objetivo efectiva, (ii) dos criterios contradictorios para optimizar, y (iii) una técnica de selección original. Se logra probar, que la plataforma propuesta utilizando un caso de la vida real de optimización multi-objetivo de diseños de procesos de negocio, obtiene resultados, que indican claramente, que una efectiva función objetivo combinada con el operador de selección apropiado afecta innegablemente la calidad y cantidad de soluciones.

El NSGA-II es un algoritmo genético multi-objetivo de ordenamiento ágil y elitista. La capacidad de explotación local del NSGA-II está relativamente limitada por los parámetros de los procesos de cruce y mutación. La evolución diferencial ha mostrado una poderosa capacidad de búsqueda para una optimización continua. El trabajo de [51] propone un NSGA-II mejorado basado en la evolución diferencial y la distancia L-cercana (DP-NSGA-II/EDA). Para mejorar la diversidad y la convergencia de las soluciones óptimas de Pareto mediante el algoritmo NSGA-II, el DP-NSGA-II/EDA produce dos poblaciones mediante enfoques diferentes. Una es del propio NSGA-II, la otra es resultado de la evolución diferencial (DE). A través de la competencia entre las dos poblaciones, los individuos superiores serán seleccionados para construir una nueva población de descendientes. Mientras tanto, se introduce una nueva estrategia de distancia llamada *L-near distance* en el NSGA-II para mantener la diversidad de la población. Para validar el algoritmo propuesto, se compara con el NSGA-II original, SPEA2 y MOEA/D-DE a través de varios problemas de referencia numérica. Los resultados muestran la efectividad del enfoque propuesto. El trabajo presenta una evolución diferencial híbrida y el NSGA-II basado en una distancia cercana L (DP-NSGA-II/EDA), la cual combina el algoritmo

NSGA-II con la evolución diferencial (ED). La estrategia de mutación de la ED está incluida en el algoritmo DP-NSGA-II/EDA con el propósito de mejorar la capacidad de búsqueda local. Este algoritmo genera dos poblaciones de descendientes por medio de diferentes procesos de cruce y mutación. Por medio de la confrontación entre las dos poblaciones de descendientes se selecciona el grupo con mayores ventajas. A su vez, se desarrolla la distancia  $L$  cercana para mantener la diversidad de la población. El algoritmo propuesto tiene una mejor adaptabilidad, la cual no se toma del óptimo local a través de la evolución de la población dual, tanto como tener un buen efecto en términos de convergencia. Para verificar el desempeño del algoritmo DP-NSGA-II/EDA se compara con otros tres (3) algoritmos (NSGA-II, MOEA/D-DE, y SPEA2). Los resultados empíricos muestran que el algoritmo muestra mejor desempeño que los otros, en términos de hallar un conjunto diverso de soluciones, y en la convergencia cercana al conjunto verdadero Frente de Pareto óptimo. Sin embargo, el algoritmo refleja ciertas deficiencias en términos de medida de amplitud. También se nota que la complejidad en tiempo es mayor que la del NSGA-II

Fettaka [21] propone un nuevo algoritmo híbrido (FP-NSGA-II), en el cual se combina el NSGA-II con un algoritmo simple de predicción del Frente de Pareto. Teniendo en cuenta el significativo costo computacional de evaluar las funciones objetivo en los problemas de ingeniería de la vida real, el fin de este enfoque híbrido; es hallar la mejor forma de aproximar el frente de Pareto, para problemas complejos con y sin restricciones, mientras se mantiene el costo computacional similar al NSGA-II. El FP-NSGA-II es similar al original NSGA-II, con la característica de generar mejores descendientes, lo cual, se obtiene mediante la utilización de un operador de predicción; que utiliza la dirección en el espacio solución de la variable de decisión, entre cada una de las soluciones en primer frente, y el vecino más cercano en el segundo frente, para extrapolar cromosomas futuros. Este proceso habilitó incluir soluciones que son más cercanas al verdadero frente de Pareto, en la nueva generación. Para evaluar el desempeño de la estrategia propuesta, se utilizan ocho (8) problemas de referencia con dos objetivos y cuatro (4) con tres objetivos, para

comparar el FP-NSGA-II con el NSGA-II. Adicionalmente, se examina el problema del intercambiador de calor en una red, con tres objetivos, para mostrar el potencial de aplicación a los problemas de la vida real del FP-NSGA-II. Los resultados indican que el desempeño del FP-NSGA-II está por encima del NSGA-II para una variedad de problemas de referencia con variadas características, como también, un algoritmo similar se podría integrar con otros algoritmos evolutivos para mejorar su desempeño. En este estudio, se propone un nuevo algoritmo, el FP-NSGA-II, combinando un algoritmo de predicción del frente de Pareto, con el NSGA-II. El operador de predicción se utiliza para promover la convergencia de soluciones individuales más cercanas al verdadero Frente de Pareto, basados sobre la dirección entre el primero y el segundo frente de la población corriente o actual. El desempeño del FP-NSGA-II, se compara con el NSGA-II utilizando ocho (8) problemas de referencia, con dos objetivos (ZDT1, ZDT2, ZDT3, ZDT4, ZDT6, CONSTR, SRN, TNK), y cuatro (4) con tres objetivos (DTLZ1, DTLZ2, DTL3, DTLZ4). Además, se presenta una comparación del desempeño utilizando un problema de una red de intercambiadores de calor con tres objetivos. Los resultados indican que en la mayoría de los casos el FP-NSGA-II incrementa el desempeño del NSGA-II, uno de los más populares MOEA, para una variedad de problemas de referencia con características diferentes. Desde un punto de vista de ingeniería, cuando se involucran procesos complejos, el significativo decremento en el tiempo de computación para obtener más rápidamente una buena representación del Frente de Pareto con el FP-NSGA-II es muy importante. Esto representa el mayor beneficio un algoritmo de predicción del Frente de Pareto, el cual también se puede incorporar a cualquier otro MOEA. Para trabajo futuro, métodos para manejar diferentes restricciones, como preservar la factibilidad de soluciones y funciones de penalización se podrían investigar con el FP-NSGA-II, como también usar diferentes mecanismos de evaluación de las funciones objetivo con el propósito de remover las soluciones densamente pobladas, en el caso de estar resolviendo problemas con muchos objetivos. Adicionalmente, algunas métricas de desempeño diferentes tales como el indicador de hipervolumen (hypervolume indicator) y el cubrimiento mutuo (mutual coverage) podrían utilizarse para obtener

aclaraciones o ideas adicionales sobre el desempeño del algoritmo. Experimentos de Monte Carlo se podrían realizar por medio de extraer al azar soluciones diferentes desde el mismo frente F1 u otros frentes tales como F3 y F4 para extrapolar otras nuevas.

La computación evolutiva ha mostrado gran desempeño en la solución de muchos problemas de optimización multi-objetivo [7]; en muchos de tales algoritmos, la clasificación de soluciones no-dominadas, juega un papel importante en determinar la calidad relativa de las soluciones en una población. Sin embargo, la clasificación de soluciones no-dominadas puede ser computacionalmente exigente (costosa), especialmente para poblaciones con un gran número de soluciones y múltiples objetivos. La principal razón es que la mayoría de algoritmos existentes para clasificar soluciones no-dominadas, necesita comparar una solución con casi todas las otras para determinar su frente, y muchas de estas comparaciones son redundantes o innecesarias. Otra razón es que cuando el número de objetivos aumenta, incrementalmente las soluciones candidatas se convierten en soluciones no-dominadas, y la mayoría de opciones existentes para ahorrar tiempo no pueden trabajar efectivamente. En este artículo, se presenta una nueva estrategia para clasificar las soluciones no-dominadas, denominada Clasificación de soluciones no-dominadas Jerárquica (HNDS). HNDS primero ordena las soluciones candidatas en orden ascendente por su primer objetivo. Luego, compara la primera solución con las otras soluciones una por una para hacer una distinción rápida entre las diferentes soluciones de calidad, resultando en evitar muchas comparaciones innecesarias. Se han realizado muchos experimentos sobre poblaciones con diferente número de soluciones, diferentes números de objetivos y problemas diferentes. El resultado muestra que HDNS tiene una mejor eficiencia computacional que el rápido ordenamiento no-dominado, que el Principio Arena y que el ordenamiento deductivo.

En la constante búsqueda de mejorar los tiempos de respuesta y minimizar el costo computacional, para resolver problemas complejos, aplicando algoritmos genéticos, se han desarrollado mejoras para obtener resultados de forma ágil. En este

sentido, uno de los aspectos claves en los procesos de optimización multi-objetivo es identificar el conjunto de soluciones óptimas de Pareto, conocido como frente de Pareto, que es el conjunto de todas las posibles soluciones óptimas en el espacio objetivo. La construcción de un conjunto no-dominado es una parte fundamental en el proceso o aplicación de un algoritmo evolutivo multi-objetivo. En el artículo [44] se introduce un método efectivo para construir el conjunto no-dominado, nombrado el Principio Arena, el cual, demuestra, por medio de resultados experimentales, mejor desempeño que la aproximación de ordenamiento rápido en el NSAG-II. El autor concluye que el componente, correspondiente a la construcción del conjunto no-dominado, se debe invocar en cada generación. Como consecuencia, el Principio Arena puede reducir el tiempo de ejecución de un algoritmo genético multi-objetivo. Por lo cual, utilizar el Principio Arena, es una potente alternativa para construir el conjunto no-dominado en los algoritmos genéticos multi-objetivo.

En la descripción del problema y la revisión de literatura se identificaron estudios cualitativos para soportar la sostenibilidad de los procesos de negocio, como también el análisis estructural formal de la optimización de los mismos utilizando técnicas de optimización multi-objetivo, que en su mayoría utilizan como objetivos en conflicto el costo, la duración de las actividades (tiempo), y las mismas actividades, para diseñar procesos “óptimos”. Al indagar en las distintas bases de datos, se logró cero (0) resultados en ubicar, al menos una investigación que fundamente cuantitativamente la aplicación de un objetivo de sostenibilidad para un negocio, a un proceso de optimización muti-objetivo con el propósito mejorar el diseño o rediseño de un proceso de negocio cualquiera. En consecuencia, teniendo en cuenta ese vacío teórico y de aplicación, se pretende, definir, con el soporte de la lógica difusa, una función de evaluación de la sostenibilidad de un proceso de negocio, y poner en consideración de la comunidad científica un modelo formal que incluya un objetivo/criterio de sostenibilidad empresarial, en forma cuantitativa, para mantenerse competitivo en el mercado y alcanzar las metas del negocio.

### 1.3 JUSTIFICACIÓN

Para resolver los problemas actuales que enfrentan las organizaciones; de maximizar beneficios minimizando efectos negativos para sostenerse en un ambiente fuertemente competitivo, (por medio de entregar a tiempo con calidad el mejor servicio al cliente además de adelantarse a las necesidades y deseos de los futuros clientes) se requiere, o es necesario desarrollar una herramienta que permita apoyar en la toma de decisiones inteligentes y ágiles, sobre qué actividades de un proceso de negocio deben evolucionar adaptativamente ejecutándose excelentemente bien para lograr los objetivos corporativos, manteniéndose exitosos y/o competitivos a través del tiempo. Cada vez se crean nuevas metodologías, tecnologías, instrumentos, y artefactos para realizar las actividades de un proceso de negocio, lo que implica la necesidad de agilizar los cambios/transformación del proceso para enfrentar la convulsiónada competencia global. En este trabajo se propone un modelo para diseñar un proceso de negocio aplicando algoritmos genéticos de optimización multi-objetivo que incluya un objetivo/criterio de sostenibilidad, para responder al dinamismo del mundo actual.

### 1.4 PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN

1. *¿Un modelo para la optimización adaptativa de los procesos de negocio, permitirá diseñar los mismos para lograr ventajas competitivas sostenibles en el tiempo?*
2. *¿Considerar una función objetivo de Sostenibilidad tendrá impacto positivo en el proceso de optimización de un proceso de negocio?*

## 1.5 OBJETIVOS

### 1.5.1 OBJETIVO GENERAL

Diseñar un modelo experimental de optimización adaptativa de procesos de negocio con el propósito de disponer de una herramienta que soporte o colabore en el proceso de toma de decisiones para determinar la articulación de acciones a desarrollar, en el diseño de un proceso de negocio, que impacte en el logro de un negocio sustentable y exitoso en el tiempo.

### 1.5.2 OBJETIVOS PARTICULARES

- Realizar un estudio y diagnóstico sobre los atributos y factores estructurales de los procesos de negocio efectivos que influyen positivamente en el éxito empresarial. Especial énfasis en la Sostenibilidad.
- Desarrollar experimentos computacionales para seleccionar o crear funciones objetivo y restricciones, de acuerdo a los aspectos relevantes identificados.
- Diseñar e implementar la herramienta de optimización de procesos de negocio para generar diseños óptimos de procesos de negocio .
- Efectuar experimentos computacionales con la herramienta para generar diseños del proceso de negocio optimizados.

## CAPÍTULO 2

# MARCO TEÓRICO

---

En el presente capítulo se describen los conceptos, teorías, procedimientos y demás fundamentos formales para la consecución del objetivo de este trabajo. Se inicia con definiciones formales de proceso de negocio, integrando el concepto de optimización de procesos, y luego ampliando el espectro con las técnicas de optimización multi-objetivo, continuando con los algoritmos genéticos, para finalmente inferir una Formulación del modelo de Optimización Multi-objetivo para procesos de negocio utilizando Algoritmos Genéticos. Esto requiere de bases sólidas, sobre conceptos teóricos, tecnológicos y aplicaciones en proyectos de investigación, por lo cual se propone a continuación la estructura conceptual de la figura 2.1 como guía para el desarrollo de este numeral.

## 2.1 PROCESOS DE NEGOCIO

En la revolución industrial los ingenieros e investigadores se preocupaban por diseñar y desarrollar innovadores y eficientes procesos industriales para la producción de nuevos productos, en nuestros tiempos la preocupación se transforma en disponer de procesos de negocio efectivos que permitan la mayor rentabilidad, el mínimo impacto al ambiente, el mayor beneficio social, y la mayor satisfacción del cliente al entregar productos y/o servicios que soporten la sostenibilidad y competitividad

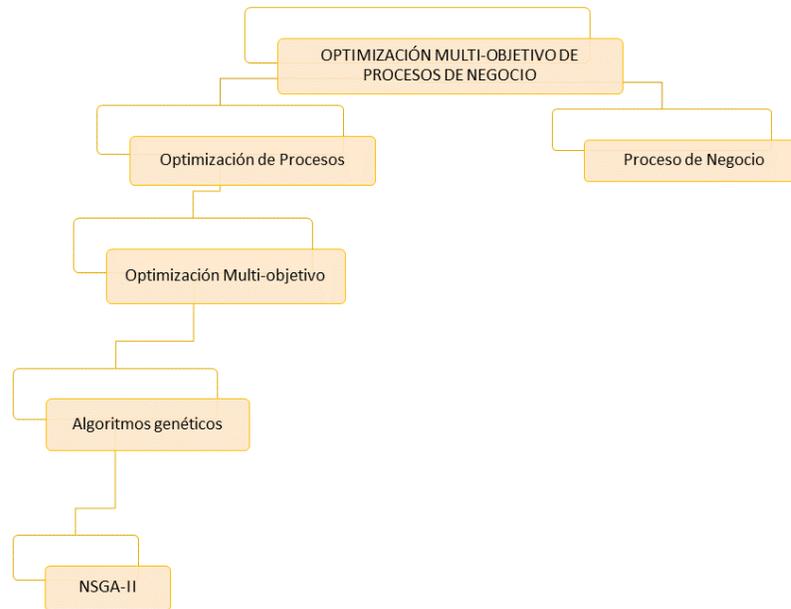


Figura 2.1: Estructura conceptual

de la empresa. Cada vez se crean nuevas metodologías, tecnologías y herramientas para realizar las actividades de un proceso de negocio, lo que implica la necesidad de agilizar los cambios o transformación del proceso para enfrentar la convulsionada competencia global.

Al revisar el primer nivel de la jerarquía en la estructura conceptual, se tiene el concepto de “Proceso de Negocio”, que según Hammer y Champy [26]; es una colección de actividades que toman una o más clases de entrada y crean un resultado que es de valor para el cliente. Un proceso de negocio tiene una meta y esta se puede afectar por eventos ocurriendo en el mundo exterior o en otros procesos.

De acuerdo a Davenport [18], un proceso de negocio se define como: un estructurado y medible conjunto de actividades diseñado para producir un específico resultado para un cliente o mercado particular. Así, un proceso; es un ordenamiento específico de actividades de trabajo a través del tiempo y lugar, con un inicio y un final, y claramente identificadas entradas y salidas: una estructura para la acción.

Ryan K. L. Ko [29], define un proceso de negocio como; una series o red de actividades que agregan valor, ejecutadas por roles o colaboradores relevantes, con el propósito de lograr la meta comun del negocio.

De acuerdo a lo expresado por Umit S. Bititci en su artículo *Business process definition:a bottom-up approach* [10] los procesos de negocio específicos en una empresa u organización se pueden definir utilizando un enfoque de abajo hacia arriba. Esto se logra enfocándose en las actividades individuales dentro de un negocio y agrupando estas actividades de acuerdo al nivel y criticidad de la interacción entre las actividades. En este caso cada grupo natural podría constituir un proceso de negocio natural.

Otra definición de procesos de negocio, en el contexto de las matemáticas, presentada por Agrawal, Gunopulos y Leymann [4] establece: un proceso de negocio  $P$  se define como un conjunto de actividades  $V_p = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$ , un grafo dirigido  $G_p = (V_p, E_p)$ , una función de salida/resultado  $Op : V_p \rightarrow N^k$  y Para todo  $(u, v) \in E_p$  una función Booleana  $f(u, v) = N^k \rightarrow \{0, 1\}$ .

## 2.2 OPTIMIZACIÓN DE PROCESOS

En concordancia con el diccionario de la Real Academia Española optimizar es; buscar la mejor manera de realizar una actividad. Al combinar el verbo con un objeto que recibe la acción; se puede formar la frase “Optimización de Procesos”, cuyo significado se puede inducir como: la mejor manera de crear/diseñar/rediseñar un proceso.

La gran mayoría de los artefactos creados por el hombre se pueden mejorar, de tal manera que el trabajo de los ingenieros y científicos se ha enfocado en optimizar. Al diseñar productos y sistemas se requiere un profundo entendimiento de todos los factores que permiten lograr un desempeño deseable, la necesidad de un sistemático y efectivo proceso de toma de decisiones conduce a la necesidad de aplicar estrategias

de optimización. En el lenguaje científico, y el de ingeniería, una tarea de optimización se define de la siguiente manera: dado un sistema o proceso, encontrar la mejor solución a éste teniendo en cuenta restricciones. Esta tarea requiere de los siguientes componentes [9]:

- **Una función objetivo.** Es la que suministra una medida de desempeño cuantitativa que se debe minimizar o maximizar. Por ejemplo: el costo del sistema, el tiempo de entrega del producto, el número de bodegas, etc.
- **Un modelo predictivo.** Es el que describe el comportamiento del sistema. Para el problema de optimización esto equivale a un conjunto de ecuaciones y desigualdades denominadas “restricciones”. Estas determinan la región factible que define los límites para el funcionamiento del sistema.
- **Las variables.** Son las que aparecen en el modelo predictivo, y que deben ajustarse para satisfacer las restricciones. Esto, generalmente se puede llevar a cabo con múltiples instancias de los valores de las variables, circunscrito a una región factible que se determina por un sub espacio de estas variables. En muchos problemas de ingeniería, este sub espacio se puede caracterizar por un conjunto de variables de decisión, que se puede interpretar como grados de libertad en el proceso.

En un problema de optimización se debe identificar el objeto de la optimización y las variables que impactan el problema de optimización. La idea es; buscar un conjunto de parámetros de entrada capaces de caracterizar completamente el problema desde una perspectiva de diseño. El conjunto de parámetros de entrada se puede tomar como, el conjunto, o variables de entrada, o variables del problema. Se debe tener presente que la complejidad de un problema de optimización crece exponencialmente con el número de variables, por lo cual se recomienda mantener el número de variables lo menor posible, junto con un estudio preliminar, para determinar las más importantes. Una variable se considera importante, si sus variaciones pueden afectar la medida de desempeño del problema. Si se observa las  $n$  variables

de un problema como un espacio geométrico euclidiano  $n$ -dimensional, un conjunto de variables de entrada se puede representar como un punto en el espacio. El punto, y el espacio  $n$ -dimensional de muestra pertenecen al espacio de diseño o dominio del problema de optimización. Después de definir las variables, es necesario evaluar el desempeño del problema para una muestra dada. Lo que esencialmente se observa es la relación entre las variables de entrada y una medida de desempeño. Esta puede ser experimental o numérica y se puede referenciar como el experimento o simulación. También se puede recolectar información desde el experimento, o después de procesar la simulación numérica. A esta información se le conoce como parámetros de salida. Obviamente estas son funciones, a través del experimento o la simulación, de las variables de entrada. A la medida de desempeño se le llama *función objetivo*, o simplemente objetivo, y el rango de sus posibles valores es el *espacio de solución*.

En el caso más simple el objetivo a optimizar puede ser uno de los parámetros de salida. De lo contrario puede ser una función de los parámetros de salida y, en el caso, también de las variables de entrada directamente. Optimizar significa hallar el conjunto de variables de entrada que maximizan (o minimizan) la función objetivo. La optimización es esencialmente un criterio para generar nuevas muestras a ser evaluadas en términos de la función objetivo vía experimentación o simulación. Criterios diferentes producen diferentes técnicas de optimización. El criterio usualmente se fundamenta en la información recolectada sobre muestras previamente evaluadas, y sus medidas de desempeño para crear una nueva muestra. Adicionalmente, las *restricciones* se pueden crear sobre las variables de entrada. En el caso más simple, las restricciones se obtienen colocando límites inferiores y superiores a cada variable. Se pueden definir restricciones complejas usando ecuaciones o desigualdades que involucran las variables. Si es necesario, también se pueden definir utilizando parámetros de salida y la función objetivo. En el proceso de optimización, es posible considerar más de una función objetivo a la vez; en este caso se habla de *Optimización Multi-objetivo* [14].

## 2.3 OPTIMIZACIÓN MULTI-OBJETIVO

La optimización estocástica incluye los métodos de optimización en los cuales está presente la aleatoriedad. Una de las variantes es la optimización multi-objetivo, la cual, se puede explicar de manera general: sea un problema de optimización arbitrario con  $k$  objetivos, donde sin pérdida de generalidad, todos van a ser maximizados y todos igualmente importantes. Se asume que una solución a este problema se puede describir en términos de un *vector de decisión*  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  en el *espacio de decisión*  $\mathbf{X}$ . Una función  $f : X \rightarrow Y$  evalúa la calidad de una solución específica por medio de asignarle un *vector objetivo*  $(y_1, y_2, \dots, y_n)$  en el *espacio objetivo*  $\mathbf{Y}$ . Supongamos que el espacio objetivo es un subconjunto de los números reales, sea  $Y \subseteq \mathbb{R}$  y que la meta de optimización es maximizar un solo objetivo. En ese caso; una solución  $x^1 \in X$  es mejor que otra solución  $x^2 \in X$  si  $y^1 > y^2$  donde  $y^1 = f(x^1)$  y  $y^2 = f(x^2)$ . Aunque pueden existir muchas soluciones óptimas en el espacio de decisión, todas son mapeadas al mismo vector objetivo, esto es; existe únicamente un solo óptimo en el espacio objetivo, como se muestra en la figura 2.2 referenciada en el libro [6].

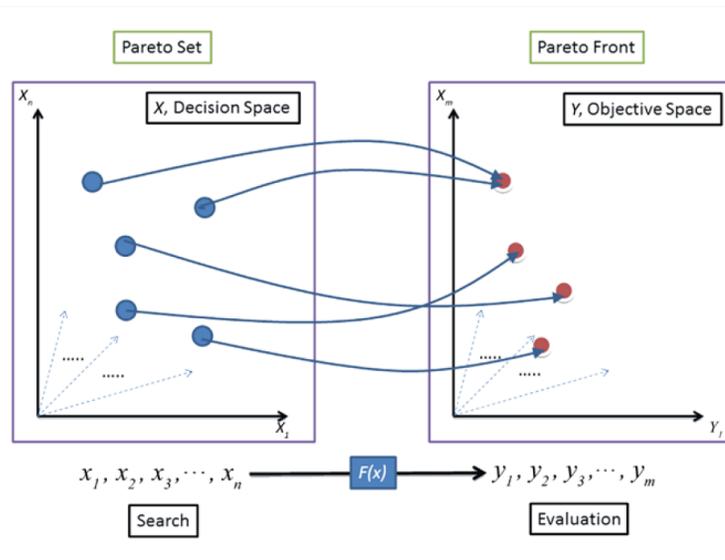


Figura 2.2: Conjunto de Pareto vs Frente de Pareto.

En el caso de una función de evaluación vectorial  $f$  con  $Y \subseteq \mathbb{R}^k$  y  $k > 1$ , la situación de comparar dos soluciones  $x^1$  y  $x^2$  es más compleja. Ajustándose al bien conocido concepto de dominancia de Pareto, un vector objetivo  $y^1$  se dice que domina a otro vector objetivo  $y^2$  ( $y^1 \succ y^2$ ) si ningún componente de  $y^1$  es menor que el correspondiente elemento de  $y^2$  y al menos un componente es mayor. En concordancia, se puede decir que una solución  $x^1$  es mejor que otra solución  $x^2$ , esto es:  $x^1$  *domina*  $x^2$  ( $x^1 \succ x^2$ ), si  $f(x^1)$  domina  $f(x^2)$ . Aquí, las soluciones óptimas, esto es, las soluciones no dominadas por cualquiera otra solución, pueden mapearse a vectores objetivos diferentes. En otras palabras: pueden existir muchos vectores objetivo óptimos que representan diferentes compensaciones entre objetivos [52].

Al considerar un tomador de decisiones que desea optimizar  $k$  objetivos, tal que no son conmensurables, y además el tomador de decisiones no tiene claras preferencias de cómo están relacionados entre sí los objetivos, independientemente que se desee maximizar o minimizar, un problema de decisión de minimización multi-objetivo con  $k$  objetivos se define como se ha referenciado en el párrafo anterior. En los problemas de la vida real, generalmente los objetivos en consideración están en conflicto; unos con respecto a los otros, de tal manera que si optimiza con respecto a uno de los objetivos en conflicto se obtiene un resultado inaceptable con respecto al otro objetivo. Sin embargo, conseguir una solución multi-objetivo perfecta que simultáneamente optimice cada función objetivo es casi imposible. Una solución razonable para un problema multi-objetivo es investigar un conjunto de soluciones, cada una de las cuales satisfaga los objetivos en un nivel aceptable, sin ser dominada por cualquier otra solución. Una solución se dice ser *óptimo de Pareto* si ésta, no es dominada por cualquier otra solución en el espacio de solución. Una solución óptima de Pareto no se puede mejorar con respecto a cualquier otro objetivo sin desmejorar uno de los otros objetivos. Para una gran cantidad de problemas el número de soluciones en el conjunto óptimo de Pareto es enorme quizás infinito, por lo cual en algunos casos, es prácticamente imposible identificar completamente el conjunto óptimo de Pareto. Sin embargo, una forma práctica de resolver esto; es investigar un

conjunto de soluciones (Mejor conocido como Conjunto de Pareto) que represente el conjunto óptimo de Pareto, tan bien como sea posible. En consecuencia, al resolver un problema de optimización multi-objetivo; se deberían lograr las siguientes tres metas en conflicto [30]:

- El mejor conocido frente de Pareto debería ser tan cercano como sea posible al verdadero frente de Pareto. Idealmente, el mejor conocido conjunto de Pareto debería ser un subconjunto del conjunto óptimo de Pareto,
- Las soluciones en el mejor conocido conjunto de Pareto deberían estar uniformemente distribuidas y diversas sobre el frente de Pareto, para proveer al tomador de decisiones un verdadero y claro panorama de las compensaciones.
- El mejor conocido frente de Pareto debería capturar el total espectro del frente de Pareto. Esto requiere investigar soluciones en los límites extremos del espacio de la función objetivo.

## 2.4 ALGORITMOS GENÉTICOS

El concepto de algoritmo genético (AG) fue desarrollado por Jhon Holland, uno de sus estudiantes (David E. Goldberg) y otros colegas en los años 60. Los AG están inspirados en la teoría de la evolución, explicando el origen de las especies. Las especies débiles y poco adaptadas de la naturaleza, en su ambiente, se enfrentan con la extinción como resultado del efecto de la selección natural. Los individuos más fuertes tienen mayor oportunidad de pasar sus genes a futuras generaciones por medio de la reproducción. En el largo plazo, las especies que llevan la correcta combinación en sus genes se convierten en dominantes en su población. Algunas veces, durante el lento proceso de evolución, puede ocurrir cambios aleatorios en los genes. Si estos, proveen ventajas adicionales en el reto por supervivencia, nuevas especies evolucionan de las anteriores. Los cambios sin éxito se eliminan por selección natural.

Utilizando el lenguaje y contexto matemático común en los AG, un vector solución  $x \in X$  se conoce como un individuo o *cromosoma*. Los cromosomas están compuestos de unidades discretas llamadas *genes*. Cada gene controla una o más características del cromosoma. En la implementación original de Holland, los genes se asumen como dígitos binarios. Normalmente, un cromosoma corresponde a una única solución  $x$  en el espacio solución. Esto requiere un mecanismo de mapeo entre el espacio de solución y los cromosomas. Este mapeo se llama una codificación. En efecto, el AG trabaja sobre la codificación de un problema, no sobre el problema mismo. El AG funciona u opera con una colección de cromosomas, llamada una *población*. El AG usa dos operadores para generar nuevas soluciones desde unas existentes: *cruce* (*crossover*) y *mutación*. El operador de cruce es el operador más importante de los AG. En el cruce, generalmente dos cromosomas, llamados *padres* se combinan juntos para formar nuevos cromosomas, llamados *sucesores*. Los padres se seleccionan entre cromosomas existentes en la población con preferencia hacia los más adecuados, de tal manera que se espera que sus sucesores hereden buenos genes, lo cual sucede por ser los padres más adecuados.

Al aplicar iterativamente el operador de cruce, los genes pertenecientes a buenos cromosomas, se espera aparezcan más frecuentemente en la población, eventualmente tendiendo a converger en general, a una buena solución.

El operador de mutación introduce cambios aleatorios en las características de los cromosomas. La mutación generalmente se aplica a nivel de genes. En una implementación típica de un AG la tasa o porcentaje de mutación (Probabilidad de cambio de las propiedades de un gene) es muy pequeña y depende de la longitud del cromosoma. Sin embargo, el nuevo cromosoma producido por mutación no será muy diferente [30]. La mutación juega un papel crítico en los AG, mientras el cruce dirige la convergencia de la población por medio de hacer que los cromosomas en la población sean parecidos, la mutación reingresa la diversidad genética en la población y asiste al proceso de búsqueda en desechar un óptimo local.

La reproducción incluye selección de cromosomas para la próxima generación, en el caso más general, que un individuo sea apropiado/adecuado (bien formado) de-

---

termina la probabilidad de supervivencia para la próxima generación. En los AG se pueden tener diferentes procedimientos de selección dependiendo de cómo se utilizan los valores resultantes de evaluar/cuantificar lo adecuado, o bien formado, de un cromosoma o individuo. Los procedimientos más populares son: Selección proporcional, clasificación o ranking, y selección por torneo, como se muestra a continuación en un pseudocódigo del algoritmo genético basado en [30].

**INICIO**

corridas  $\leftarrow$  m

$T \leftarrow 1$

Genere de forma aleatoria N soluciones para formar la Población  $P_1$

Evalué lo adecuado de las soluciones en  $P_1$

**MIENTRASQUE** ( $\text{ciclo} \leq \text{corridas}$ ) **HAGA**

Aplique el operador de *Cruze* para generar una descendencia de la población  $Q_t$  de acuerdo a:

Escoja dos soluciones  $x$  y  $y$  de  $P_t$  basado en el valor de adecuado.

Utilice operador de cruce para generar descendencia y adiciónela a  $Q_t$ .

Aplique el operador de *Mutación*: Mute cada solución  $x \in Q_t$  con una tasa de mutación predefinida.

Asignación de *valor adecuado*: Calcule y asigne valor adecuado a cada solución  $x \in Q_t$  basado en el valor de la función objetivo y su inviabilidad.

Aplique operador de *Selección*: Seleccione  $N$  soluciones de  $Q_t$  basado en su valor de adecuado, y cópielas en a la población  $P_{(t+1)}$ .

$T \leftarrow T + 1$

**FINMQ**

Muestre la Población actual  $P_k$ .

**FIN**

En algunas de las variantes de los AG se inserta el popular operador de *elistismo*; cuya función es hacer que el individuo mejor dotado, o adecuado, en la población sobreviva a través de generaciones [14].

En el contexto de los algoritmos genéticos, los individuos de una determinada población, se pueden codificar o representar con un tipo de dato específico. Estos individuos pueden especificar sus alelos, ya sea con dígitos binarios, números enteros o reales. Adicionalmente, se puede utilizar diferentes estructuras de datos como listas, arreglos unidimensionales, matrices, matrices de adyacencia, y otros para representar los individuos en una población determinada. Así, en el proceso de hallar soluciones a un problema real, utilizando aplicaciones particulares de los algoritmos genéticos, como sería el caso del NSGA-II, se utilizan operadores de selección, cruce, mutación, y evaluación, que al tomar como datos de entrada una población aleatoria de individuos, generan otros nuevos en el proceso, que son posibles soluciones, o equivalentemente, individuos que cumplan con restricciones y criterios de excelencia definidos por una expresión matemática. Generalmente esta expresión matemática se conoce como función objetivo. Dependiendo del contexto real del problema, puede ser una única función y el caso se conoce como mono-objetivo, o dos o más y el evento se conoce como multi-objetivo.

La forma como se estructure o conforme un individuo, en el contexto de un dominio real dado, podrá tener efectos positivos o negativos, en la efectividad de los operadores componentes, y su funcionamiento conjunto, para lograr la meta final de hallar la mejor solución. Seguidamente se revisa algunos estudios, con el propósito de analizar, si la codificación de individuos con dígitos binarios es lo suficientemente robusta para representar y manejar efectivamente cualquier dominio de aplicación.

Tomando como primer punto, la codificación entera para individuos de una población, en [31] se especifica que el uso de esa codificación para resolver el problema del TSP (Travelling Salesman Problem) ha permitido obtener buenas soluciones, debido a que esta representación se asimila intuitivamente, y la gran mayoría de

algoritmos desarrollados para resolver el problema TSP que trabajan con esa codificación han demostrado hallar, efectivamente, buenas soluciones. También, en el mismo documento se afirma que, si se utiliza la representación ordinal con la codificación entera, no hay necesidad de modificar los operadores clásicos de cruce y mutación, porque la representación ordinal usa el orden de las ciudades en una lista, junto con el hecho de que el  $i$ -ésimo elemento de la representación de un tour, es un número en el rango de 1 a  $n - i + 1$ .

Continuando con las bondades, en el documento de Larrañaga [31] indican que la representación de trayectoria con codificación entera, es muy fácil la identificación de lo que significa un individuo; porque un tour se simboliza como una lista de  $n$  ciudades, siendo  $n$  un número entero. Si la ciudad  $i$ , es el elemento  $j$ -ésimo de la lista, la ciudad  $i$  es la  $j$ -ésima ciudad a visitar (la secuencia en la lista identifica el orden de visita para cada una).

En el caso de problemas o efectos negativos con la codificación entera, como es el caso de problema del agente viajero, en el cual un individuo se representa como una cadena de números enteros, al aplicar el operador de cruce en un punto, como se define originalmente con codificación binaria, se pueden generar individuos que no representan un individuo válido, o una posible solución. Es decir, se pueden generar individuos que no están en el espacio de soluciones factible. Esto implica la necesidad de desarrollar funciones para corregir las soluciones generadas, o modificar el operador de tal forma que se generen soluciones factibles [31].

Otra situación desventajosa se presenta por la necesidad de desarrollar operadores especializados para manejar el cruce de individuos con codificación entera, en el caso de no desarrollar procesos de corrección. Una evidencia de esta situación se presenta en la investigación realizada por [38], donde se concluye teórica y empíricamente que el operador de cruce CX (Cycle crossover) genera mejores resultados, para el problema TSP, que el operador PMX (Partially Mapped Crossover).

La representación de trayectoria con codificación entera puede ser demasiado

pobre para representar propiedades importantes de un tour, en la implementación de un algoritmo genético para resolver el problema del agente viajero, porque según [31] debe complementarse con una lista de direcciones o flechas para lograr la meta.

Al considerar un segundo punto relevante, asociado al uso de la codificación real para representar individuos de una población en la solución de un problema aplicando algoritmos genéticos, observa una ventaja en la situación de desplegar el operador de mutación, en donde se puede condicionar un factor para lograr una mayor exploración en el espacio de búsqueda, permitiendo agilizar el proceso para hallar soluciones factibles [31].

Utilizando codificación real para los individuos de una población, la Cruza intermedia puede producir descendientes cuyas variables se encuentran un poco más allá del hiper-cubo; que el definido por los padres en función del rango que toma el factor de escalamiento, incrementando la dificultad para lograr la meta. Se desea que los descendientes estén en la región factible. El tercer punto a tratar, está relacionado con la conveniencia de utilizar la codificación binaria. Según el estudio de Larrañaga [31] esta codificación puede ser de gran utilidad para atacar problemas con individuos relativamente pequeños en el número de alelos, porque de acuerdo a la experimentación realizada, se logran buenos resultados para los casos de TSP con individuos de tamaño reducido.

En el caso de resolver el problema TSP utilizando codificación binaria, con los operadores de cruce y mutación se pueden generar individuos que no están en el espacio de soluciones factibles, lo cual crea la necesidad de crear algoritmos para reparar estos individuos. La codificación binaria no se considera muy apropiada para resolver el problema del TSP, como lo comenta Whitley en [50]. La codificación binaria de individuos para el problema TSP presenta dependencias de ordenamiento que influyen negativamente en el resultado de los operadores de cruce y mutación. El estudio en [50], establece que no hay forma práctica de codificar el TSP como una cadena de dígitos binarios que no presente dependencias de ordenamiento.

Los operadores de cruce utilizando la representación de matrices con codificación binaria pueden generar individuos con problemas que se deben corregir posteriormente utilizando un algoritmo de reparación. De acuerdo a lo consignado en [28] se debe asegurar que la matriz resultado tiene precisamente un uno, en cada fila y en cada columna. Soportado por los tres puntos tratados, la codificación binaria solo se recomienda en la implementación de algoritmos genéticos para resolver el problema TSP, si el número de ciudades es pequeño.

En síntesis, teniendo en cuenta los beneficios y prejuicios enunciados, junto con el soporte de algunos conceptos básicos de la teoría general de sistemas, se puede deducir que la codificación utilizada para representar un individuo de una población, se debe seleccionar teniendo en cuenta los elementos constituyentes del algoritmo genético a utilizar, sus interrelaciones, y su objetivo, conjuntamente con la sencillez, flexibilidad, y equivalencia de la percepción del individuo real, que se requiere representar. Esto, se puede interpretar como: que los operadores de cruce, mutación, selección, y evaluación funcionen e interactúen efectivamente con la codificación y estructura de datos seleccionada, y simultáneamente, se logre de forma efectiva (con la mejor utilización de recursos) la solución del problema, de tal manera que sea muy sencillo, o casi natural, mostrar las alternativas de solución, a los interesados.

## 2.5 FORMULACIÓN DEL MODELO DE OPTIMIZACIÓN MULTI-OBJETIVO DE PROCESOS DE NEGOCIO UTILIZANDO ALGORITMOS GENÉTICOS

En este numeral se complementan y exploran posiciones científicas para fundamentar el desarrollo e implementación de una herramienta basada en algoritmos genéticos, que colabore en la construcción de diseños de procesos de negocio optimizados.

---

En la figura 2.1 se observa la estructura conceptual para resolver el problema de optimizar un proceso de negocio utilizando la optimización multi-objetivo con algoritmos genéticos.

Los algoritmos genéticos, como todas las teorías, procedimientos, y tecnologías, han evolucionado con gran celeridad debido al incremento de las capacidades computacionales de los equipos, arreglos de equipos (Grid), y el software. En la tabla 2.1 se muestra un resumen del proceso histórico de avance en este contexto, en el periodo de 1985 a 2003:

Tabla 2.1: AG en el periodo 1985-2003

ACRONIMO	NOMBRE ALGORITMO	FUENTE	FECHA
VEGA	Vector evaluated Genetic Algorithm	Schaffer JD. Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms	1985
WBGA	Weight-based Genetic Algorithm	Hajela P, lin C-y. Genetic search strategies in multicriterion optimal design.	1992
MOGA	Multi-objective Genetic Algorithm	Fonseca CM, Fleming PJ. Multiobjective genetic algorithms.	1993
NPGA	Niched Pareto Genetic Algorithm	Horn J, Nafpliotis N, Goldberg DE. A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization	1994
NSGA	NondominatedSorting Genetic Algorithm	Srinivas N, Deb K. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms.	1994
RWGA	Random Weighted Genetic Algorithm	Murata T, Ishibuchi H. MOGA: multi-objective genetic algorithms.	1995
SPEA	Strength Pareto Evolutionary Algorithm	Zitzler E, Thiele L. Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach.	1999
PAES	Pareto-Archived Evolution Strategy	Knowles JD, Corne DW. Approximating the nondominated front using the Pareto archived evolution strategy.	2000
PESA	Pareto Envelope-based Selection Algorithm	Corne DW, Knowles JD, Oates MJ. The Pareto envelope-based selection algorithm for multiobjective optimization.	2000
SPEA2	Improved SPEA	Zitzler E, Laumanns M, Thiele L. SPEA2: improving the strength Pareto evolutionary algorithm.	2001
PESA-II	Region-based Selection in Evolutionary Multiobjective Optimization	Corne D, Jerram NR, Knowles J, Oates J. PESA-II: region-based selection in evolutionary multiobjective optimization	2001
Micro-GA	Micro Genetic Algorithm	Coello CAC, Pulido GT. A micro-genetic algorithm for multiobjective optimization	2001
NSGA-II	Fast Nondominated Sorting Genetic Algorithm	Deb K, Pratap A, Agarwal S, Meyarivan T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II.	2002
MEA	Multi-objective Evolutionary Algorithm	Sarker R, Liang K-H, Newton C. A new multiobjective evolutionary algorithm.	2002
RDGA	Rank-Density Based Genetic Algorithm	Lu H, Yen GG. Rank-density-based multiobjective genetic algorithm and benchmark test function study.	2003
DMOEA)	Dynamic Multi-objective Evolutionary Algorithm	Yen GG, Lu H. Dynamic multiobjective evolutionary algorithm: adaptive cell-based rank and density estimation.	2003

Aunque, a la fecha, existe una gran cantidad de variantes de los AG listados en la tabla anterior, éstos, han sido utilizados en una gran variedad de casos reales y han comprobado su efectividad.

En el trabajo de Golrang [23], se propone un enfoque multi-objetivo híbrido para detectar eficientemente ataques en una red. Inicialmente, un método genético multi-objetivo (NSGAI), como también una red neuronal artificial (ANN), se ejecutan de manera simultánea para extraer subconjuntos de características. Se modifica el enfoque del NSGAI manteniendo el control de la diversidad, para eliminar los conjuntos de datos redundantes, en este algoritmo evolutivo. Seguidamente, se utiliza un enfoque de Bosque al Azar (Random Forest), como un método para evaluar la eficiencia de los subconjuntos de características. Los resultados de los experimentos muestran que usar la plataforma propuesta produce mejores resultados, los cuales se podrían considerar promisorios comparados a las soluciones encontradas en la literatura.

Los Algoritmos evolutivos multi-objetivo que utilizan ordenamiento de las soluciones no-dominadas han sido criticados principalmente por su complejidad computacional, su enfoque no elitista, y la necesidad de especificar un parámetro compartido. En el trabajo de [19] se sugiere un algoritmo denominado algoritmo genético de ordenamiento no-dominado II (NSGA-II, *Nondominated Sorting Genetic Algorithm II*), que tiende a minimizar las tres dificultades citadas al inicio. Específicamente, presenta un algoritmo de ordenamiento rápido de las soluciones no-dominadas con una disminución en la complejidad computacional. Adicionalmente, sugiere un operador de selección que crea un conjunto inicial por medio de combinar los padres y la población de descendientes, para luego seleccionar las N mejores soluciones de acuerdo a la evaluación de la función objetivo y el espacio de soluciones. Los resultados de la simulación utilizando problemas complejos de prueba, muestran que el algoritmo propuesto (NSGA-II), en la mayoría de los casos, es capaz de hallar un amplio conjunto de mejores soluciones y mayor convergencia cercana al verdadero Frente de Pareto óptimo comparado con otros dos algoritmos genéticos multi-objetivo

que ponen especial atención a la creación de un Frente de Pareto óptimo de forma diferente. Sin embargo, se modifica la definición de dominancia para resolver, de forma eficiente, problemas multi-objetivo con restricciones. Los resultados de simulaciones del NSGA-II sobre problemas de prueba, incluyendo un problema lineal con siete (7) restricciones, muestran un mejor desempeño comparado con otros optimizadores multi-objetivo (PAES, SPEA)[20], que manejan restricciones. Fundamentado en el enfoque de ordenamiento de las soluciones no-dominadas; se ha propuesto un *Algoritmo Evolutivo Multi-objetivo (MOEA)* ágil y elitista computacionalmente. El NSGA-II fue capaz de mantener un amplio espacio de soluciones y mejor convergencia al obtener un frente no-dominado, sobre nueve (9) problemas de prueba complejos, extraídos de literatura científica, comparado a otros MOEA's elitistas (PAES y SPEA). Adicionalmente, el mecanismo de preservar la diversidad de la población en el NSGA-II demostró ser el mejor de los tres enfoques, incluidos en el estudio. En uno de los problemas revisados, teniendo fuerte interacción entre los parámetros, el NSGA-II fue capaz de lograr el mejor acercamiento al verdadero Frente de Pareto, comparado con los otros dos algoritmos. Lo destacado en este aspecto fue que los tres enfoques presentaron fuertes dificultades al enfrentarse a problemas con Epístasis dominante (Casos en los que unas características de los genes inhiben otras). También, se ha propuesto una extensión a la definición de dominancia para la optimización multi-objetivo de problemas con restricciones. Aunque esta nueva definición, se puede utilizar con cualquier MOEA, el código incluido en el NSGA-II para esta definición; ha mostrado resolver cuatro (4) problemas con mucho mejor efectividad, comparado con enfoques recientes para manejar problemas con restricciones. Con las propiedades de un procedimiento de ordenamiento ágil de las soluciones no-dominadas, una estrategia elitista, un enfoque sin parámetros, y un simple pero eficiente método de manejo de restricciones, el NSGA-II, lograra incrementar atraer la atención, y sus aplicaciones en un futuro muy cercano.

Tomando en cuenta la postura de K. Vergidis, [49] se sugiere una estrategia con dos componentes claves: la primera consta de especificación del modelo del proceso

de negocio (formulación matemática para asegurar formalidad, rigor y consistencia), y la segunda componente sería aplicar el algoritmo de optimización al modelo del proceso de negocio.

El modelo del proceso de negocio está compuesto por una serie de restricciones matemáticas (ecuaciones o desigualdades) que definen los límites de factibilidad del proceso de negocio y el conjunto de funciones objetivo definidas por los objetivos/-metas del proceso de negocio. Utilizando como referencia el diseño de Bititci y Muir [11] en el cual, un proceso de negocio está compuesto por las actividades que en conjunto y armonía logran una meta, y además la representación gráfica propuesta por [27], mostrada en la figura 2.3, el diseño de un proceso de negocio tiene dos conjuntos de recursos: el inicial  $I_{glob}$  y el final  $O_{glob}$ .

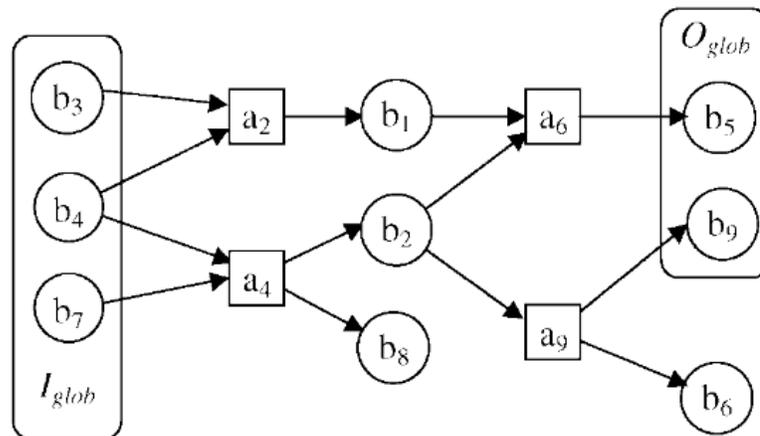


Figura 2.3: Un diseño factible de un Proceso de Negocio

Los recursos iniciales o de entrada están disponibles al inicio del proceso y los finales o de salida son la salida final. Esto con el fin de plasmar que los recursos fluyen a través del proceso y pertenecen a dos categorías principales: recursos de información y físicos. Las actividades representan los pasos de transformación en el proceso; que usan algunos recursos como entradas y producen otros como salida, de tal manera que, en un diseño factible de un proceso de negocio todas las actividades tienen una secuencia definida, los recursos son los adecuados, y lo más importante; los recursos finales/salida son generados por las actividades que lo conforman. Utili-

zando el concepto de modelar sistemas esquematizando las entradas el proceso y la salida, en la figura ?? se presenta el modelo conceptual, que considera las variables a considerar y los resultados a obtener.



Figura 2.4: Modelo conceptual optimización de un proceso de negocio

La optimización del proceso de negocio se realiza a través de definir las variables y las funciones objetivo. Las variables que se proponen son: Las actividades componentes y sus tiempos de arranque, con el propósito de producir un proceso mejorado por medio de optimizar la duración (tiempo de entrega), el costo, y la sostenibilidad (definida por un factor experimental). El propósito es generar un proceso mejorado por medio de optimizar las funciones objetivo especificadas. Para cada diseño de proceso, se debe disponer de una librería de actividades candidatas; con atributos definidos de acuerdo a las variables de decisión identificadas, en términos de sus recursos de entrada y salida. Es muy posible que existan actividades con requerimientos similares en términos de sus recursos de entrada y salida, que se puedan intercambiar en un diseño de un proceso de negocio. Las distintas alternativas para cada actividad en el diseño de un proceso influyen directamente en el valor de las funciones objetivo seleccionadas. Para generar o construir el diseño de un proceso de negocio optimizado se debe disponer de un conjunto de actividades con un costo

mínimo, una duración mínima (maximizando los mínimos tiempos de inicio) y la máxima sostenibilidad del proceso.

Se puede observar que el modelo conceptual de la figura 2.4 funciona independientemente del número de objetivos del proceso, para lo cual se debe definir formalmente un modelo matemático. La formulación del modelo matemático, que es una adaptación del modelo presentado por K. Vergidis en [49], consta de tres funciones objetivo, con catorce restricciones, asegurando la consistencia y factibilidad del proceso de negocio como se observa a continuación:

$$\begin{aligned}
 f_1(P) &= \max(q_i) \rightarrow \min, \forall j : b_j \in go_j \\
 f_2(P) &= \sum u_{il}x_i \rightarrow \min \\
 f_3(P) &= \sum s_{il}x_i \rightarrow \max
 \end{aligned} \tag{2.1}$$

Sujeto a:

1.  $x_i \leq r_{ij}, \forall i, j : b_j \in I_i, b_j \in B_P$
2.  $x_i \leq y_j, \forall i, j : b_j \in I_i, b_j \in B_I$
3.  $go_i + \sum_i r_{ij} \leq M.gi_j + \sum_i t_{ij}x_i, \forall j : b_j \in B_P$
4.  $y_j \leq \sum_i t_{ij}x_i, \forall j : b_j \in B_I$
5.  $y_j \geq go_j$
6.  $p_i \geq q_j - M(1 - x_i), \forall i, j : b_j \in I_i$
7.  $q_j \leq p_i + \delta_i + M(1 - x_i), \forall i : b_j \in O_i$
8.  $q_j \geq p_i + \delta_i - M(1 - x_i) - M(1 - \lambda_{ij}), \forall i : b_j \in O_i$
9.  $\lambda_{ij} \leq x_i, \forall i, j : b_j \in O_i$
10.  $\sum_{i:b_j \in O_i} \lambda_{ij} \geq \sum_i r_{ij} + og_i - M(1 - y_j), \forall j : B_P, gi_j = 0$
11.  $\sum_{i:b_j \in O_i} \lambda_{ij} \geq 1 - M(1 - y_j), \forall j : b_j \in B_P, gi_j = 0$

12.  $s_{il} > 0, \forall i, \forall l$
13.  $x_i \in 0, 1, \forall i$
14.  $\lambda_{ij} \in 0, 1, \forall i, j : b_j \in O_i$

Donde:

$u_{il}$  = costo de ejecución de la actividad  $a_i$  alternativa  $l$

$s_{il}$  = factor de sostenibilidad de la actividad  $a_i$  alternativa  $l$

$x_i$  = variable binaria que indica si una actividad candidata participa en el diseño del proceso de negocio

$y_j$  = variable binaria que indica si el recurso  $b_j$  se convierte en disponible durante la ejecución del proceso de negocio

$t_{ij}$  = Matriz de variables binarias que asocia las actividades con sus respectivos recursos de salida

$r_{ij}$  = Matriz de variables binarias que indica si una unidad de recurso físico  $b_j$ , está disponible para uso por la actividad  $a_i$

$g_{ij}$  y  $g_{oj}$  = arreglo unidimensional de constantes binarias que indica que recursos pertenecen al conjunto global de entradas o al conjunto global de salidas

$M$  = Constante de valor alto indicando que los recursos físicos incluidos en el conjunto de entradas globales están disponibles en cantidades ilimitadas.

$p_i$  = tiempo de arranque de la actividad  $a_i$

$q_j$  = el tiempo que el recurso  $b_j$  se convierte en disponible

$\delta_i$  = duración de la actividad  $a_i$

$\lambda_{ij}$  = variable binaria indicando que la actividad  $a_i$  se usa para crear el recurso  $b_j$

$I_i/O_i$  = conjuntos de recursos de entrada/salida de la actividad  $a_i$

$B_P/B_I$  = Conjunto de recursos de información o físicos  $b_j$

El modelo matemático está conformado por un numero de variables y matrices binarias que tienen un fuerte impacto en la construcción de diseños de un proceso de negocio factible, dado que resultan en un espacio de búsqueda altamente frag-

mentado. La primera función objetivo  $f_1$  del modelo calcula la duración del proceso de negocio. La duración total para un proceso factible; es igual al tiempo que toma producir el último recurso que pertenece al conjunto de recursos de salidas globales. La segunda función objetivo  $f_2$  calcula el costo del proceso de negocio como la suma de los costos de todas las actividades participantes. La tercera función objetivo  $f_3$  calcula la sostenibilidad del proceso de negocio como la suma de los factores experimentales de sostenibilidad de cada actividad participante. Las restricciones del modelo matemático aseguran que el modelo produce procesos de negocio factibles al explorar y examinar diferentes aspectos.

Como lo señala K. Vergidis en [49], el modelo matemático propuesto, incluye muchas variables binarias discretas que significativamente incrementan la complejidad de cualquier diseño de proceso de negocio, aun uno sencillo y simple, tanto que el espacio de búsqueda, para soluciones factibles, es altamente fragmentado. Otra característica del modelo es que aunque la formulación conceptual es fácil de entender y visualizar, pero se confirma que es complejo y altamente restringido cuando se tiene en cuenta la definición matemática formal, porque puede crear contundentes dificultades para localizar el conjunto de soluciones optimas entre las factibles, dado que aun las soluciones factibles son difíciles de hallar. Es importante resaltar que el modelo propuesto utiliza los fundamentos plasmados en [49], [11], y [27]. El propósito de este trabajo; es proponer un modelo de optimización multi-objetivo de procesos de negocio, con tres funciones objetivo, una de las cuales, pretende mostrar el impacto de los factores de sostenibilidad de un proceso de negocio, y por consecuencia directa de la organización, utilizando el más eficiente AG (NSGAI) para encontrar los mejores diseños de procesos de negocio. La elección de del Algoritmo NSGA-II se justifica por los resultados en problemas similares consignados en [19], [22], [21], y en [33]. Un código fuente original, en python, del NSGAI se puede revisar en el Apéndice A.

## CAPÍTULO 3

# METODOLOGÍA EXPERIMENTAL

---

La metodología propuesta inicia con una fase de investigación cualitativa, denominada Fase de exploración, con el objetivo de cubrir la orientación teórica, descripción cualitativa de artículos, libros, y en general bibliografía relacionada con el tema central de las preguntas de investigación. Incluye revisión narrativa de casos de estudio en los que se ha logrado evidenciar el éxito o mejora de procesos de negocio al utilizar técnicas de optimización adaptativa. De manera simultánea, se integra de forma coherente una fase de investigación experimental, denominada fase de pruebas o ensayo, en la cual, se consideran dos partes claves:

**Una investigación descriptiva exploratoria** realizada con un instrumento para construir una aproximación o estimación (basado en lógica difusa) de una función objetivo de sostenibilidad, fundamentado en la experiencia de ejecutivos exitosos de Colombia y México, que se realizara con la técnica de muestreo no probabilístico por conveniencia [40], teniendo en cuenta que utilizará una cantidad representativa, de estos, determinada por los que respondan el instrumento enviado por correo electrónico. El tamaño, se definirá de forma no probabilística, dado que estará definido por el acceso a dos bases de datos de ejecutivos exitosos y con la idea de máxima variación. Por último, el proceso que se aplicara será elegibilidad por criterios de inclusión y no inclusión; dependiendo del acceso a bases de datos de correos de ejecutivos en Colombia y

México.

**Un experimento controlado** utilizando una plataforma de software; en la que se realizan pruebas con procesos de negocios, iniciando con procesos sencillos conformados por cuatro (4) a ocho (8) actividades, para de acuerdo a los resultados ir incrementando la complejidad hasta realizar ensayos con los procesos de negocio de Contratación de personal conformados por un promedio de treinta (30) a cincuenta (50) actividades.

Posteriormente, se realiza la fase de definición, en la que se configuran los análisis de los resultados de los experimentos anteriores, se valida la plataforma de software propuesta, y se determinan los procesos de negocio que se utilizarán en la fase de ejecución.

Para concluir, se realiza la fase de ejecución en la cual se generan diseños de procesos de negocio optimizados, considerando, y no, la función objetivo de sostenibilidad, junto con la estructura formal de un proceso de negocio de control. Este proceso es el de Oferta de Vestido (OV), que permitirá validar el funcionamiento de la herramienta. Seguidamente se utiliza la herramienta para optimizar otros diseños del proceso de negocio de Contratación de personal (CP). Con los resultados se desarrollan análisis para contrastar con las preguntas de investigación, que se constituirán en el insumo para el desarrollo de las conclusiones del trabajo de investigación, en el siguiente capítulo.

### 3.1 FASE DE EXPLORACION

Una importante guía para el desarrollo de la metodología experimental es lo propuesto por Cavazzuti en [14] donde sugiere que una de las formas de resolver un problema de optimización multi-objetivo debería incluir mínimo los siguientes elementos: Un diseño de experimento, con los resultados se crea un modelo de la superficie de respuesta, seguidamente realizar la optimización estocástica, y con los

resultados de esta efectuar una optimización determinística para refinar/optimizar la solución, y por ultimo un análisis robusto del diseño que puede estar incluido en la fase de optimización; aquí la idea es evaluar la robustez y confiabilidad de la solución. En este caso una de las técnicas es revisar la media y la desviación estándar de las funciones objetivo.

Los estudios referenciados en los capítulos uno y dos, integrados a los conceptos previos en el contexto de la teoría general de sistemas conducen al desarrollo de tres guías o artefactos conceptuales para proseguir la exploración de teorías que soporten la planeación e implementación de experimentos computacionales con el objetivo de producir una solución exitosa en la optimización de diseños de procesos de negocio, utilizando algoritmos genéticos.

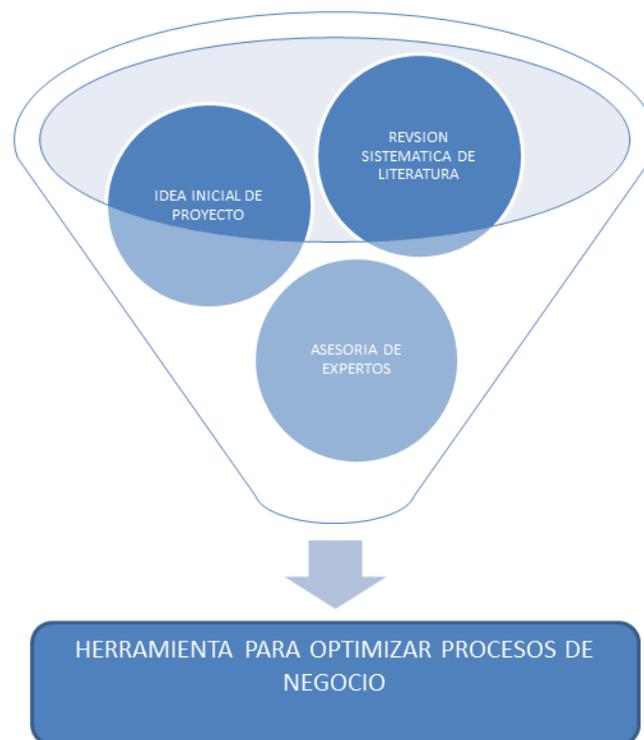


Figura 3.1: Artefacto para soportar la estructura conceptual.

La primera construcción conceptual o artefacto mostrado en la figura 3.1

guiaría, en forma holística, el desarrollo e implementación de la herramienta para generar diseños de procesos de negocio optimizados; integrando la revisión bibliográfica, el soporte de la asesoría de expertos temáticos, y su vinculación con la idea inicial de la propuesta, con el fin de seleccionar la teoría, las tecnologías y herramientas relevantes, para el desarrollo de un modelo orientado a la optimización del diseño de procesos de negocio.

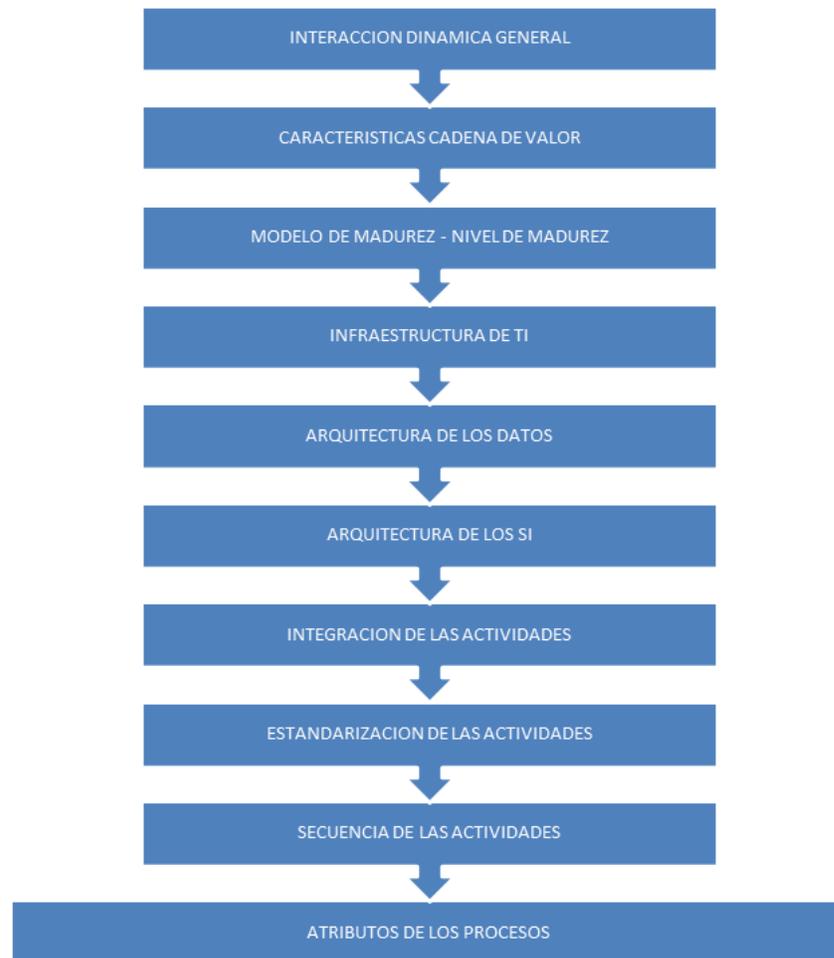


Figura 3.2: Artefacto para determinar sistemáticamente los atributos

De acuerdo al análisis y síntesis de aspectos relativos al manejo de datos en los modelos estructurales de los procesos de negocio, se genera otro artefacto para determinar los atributos iniciales de las actividades de los procesos de negocio, por medio de una búsqueda sistemática en los contextos teóricos y prácticos señalados

en la figura 3.2.

En este artefacto se incluye la recolección de datos por medio de entrevistas, encuestas, experiencia de asesores, y además, la aplicación de técnicas o procedimientos para generar valores de atributos de las actividades componentes de un proceso de negocio. En este trabajo se realiza una encuesta a personal directivo o ejecutivos de PYMES en Colombia y México para determinar el factor de sostenibilidad.

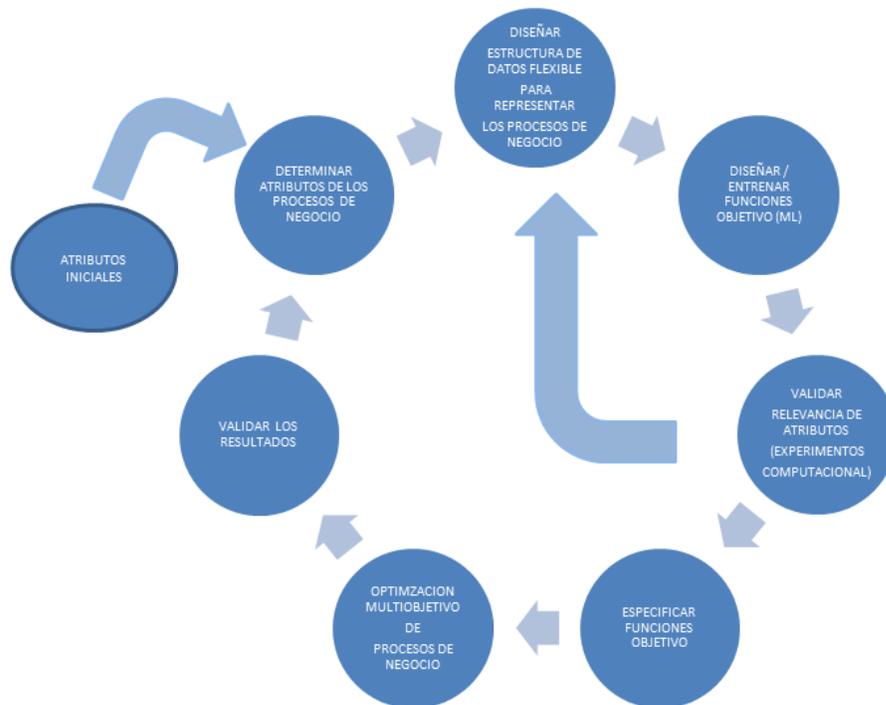


Figura 3.3: Artefacto para guiar la implementación de la herramienta.

El tercer artefacto citado, que describe en forma holística el modelo, es el que fundamenta la estrategia para construir o implementar la solución; soportado en los ciclos de mejora continua, la representación estructural de los procesos de negocio, la optimización de procesos de negocio, y técnicas de inteligencia artificial, que se muestra en 3.3.

La identificación y selección de elementos conceptuales en el contexto de la

optimización de procesos de negocio, como fundamento para la recolección de datos reales de un caso específico de estudio en una empresa o varias de un grupo económico o varios, establecerá el soporte empírico para profundizar el análisis y la síntesis en el desarrollo del modelo. Fundamentalmente debe impactar en el ajuste o rediseño continuo de los objetivos de investigación para la construcción de un modelo para optimizar procesos de negocio, como también en la delimitación del campo empírico, o experiencia privilegiada del autor o puesta prominentemente de relieve, de acuerdo a su relación con las concepciones propias. La organización de observables requiere la construcción de artefactos como elementos asimiladores de experiencia, y que ese proceso de asimilación de la experiencia se repita cíclicamente hasta llegar a la construcción de un modelo para la optimización de procesos de negocio, que tendrá en cuenta los aspectos empíricos para manejar el más alto nivel de abstracción en la solución requerida. Esto conduce a proponer una primera versión de los artefactos para soportar la estructura conceptual, determinar sistemáticamente atributos, y para guiar la implementación de la herramienta como elementos fundamentales de un prototipo de metodología para la construcción de un modelo para la optimización de procesos de negocio.

En lo concerniente a las estrategias computacionales; el proceso de análisis de los estudios revisados y la contrastación empírica de los resultados permite realizar una selección inicial del algoritmo NSAGII, como herramienta para realizar los primeros experimentos computacionales. La selección de la técnica algorítmica, está fundamentada en los casos de éxito citados en los documentos previamente referenciados.

## 3.2 FASE DE PRUEBAS O ENSAYO

Teniendo en cuenta que la gran mayoría de artículos científicos revisados coincide en el manejo formal de los atributos de costo y tiempo de entrega con funciones probadas, esta fase se dedicará al diseño experimental de la función objetivo y las

restricciones, para considerar la sostenibilidad, como el tercer criterio a investigar con el modelo de optimización multi-objetivo, como también los ensayos necesarios para lograr un resultado coherente.

Para iniciar el trabajo de definición de los atributos de sostenibilidad de las actividades del proceso de negocio se utiliza como referencia el estudio de Tur-Porcar [48] en el cual especifican inicialmente los factores/criterios componentes en la figura 3.4.

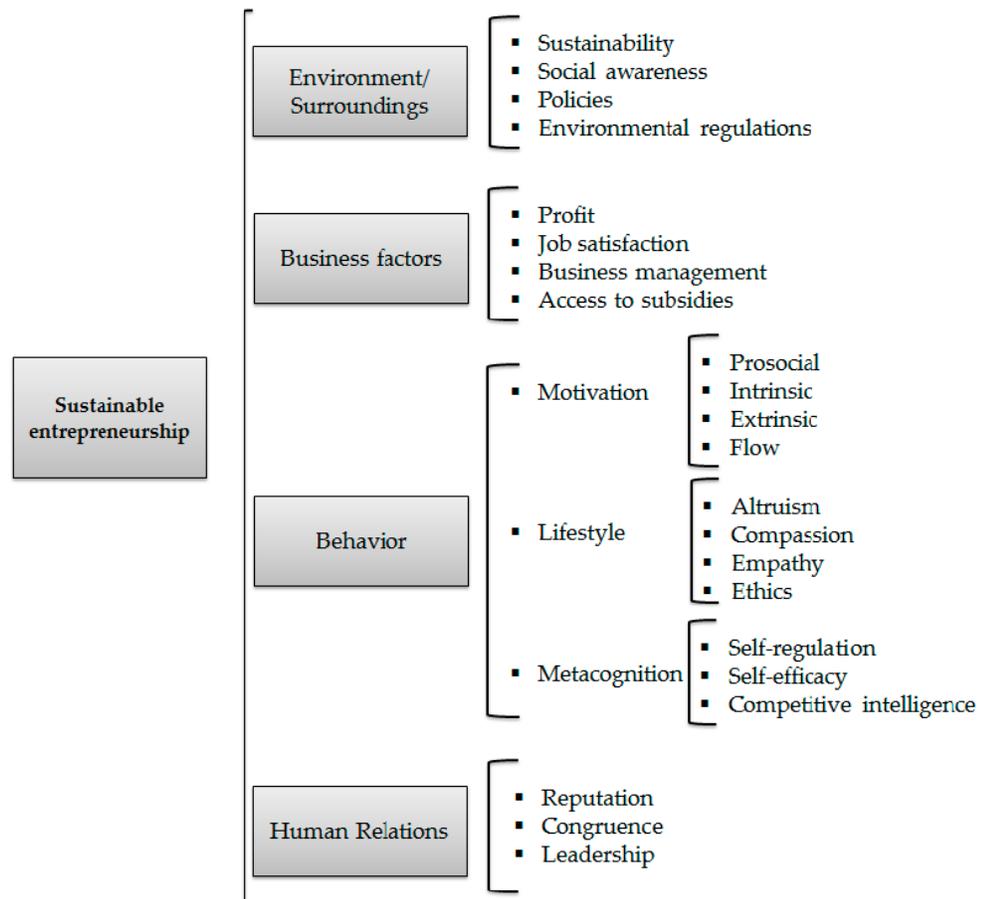


Figura 3.4: Factores que impactan la sostenibilidad.

El resultado del estudio indica que las agrupaciones de factores más importantes que conducen a la sostenibilidad de las empresas fueron los comportamentales con un 49.59 por ciento, los del negocio en si con un 30.26 por ciento, las relaciones

humanas con un 13.6 por ciento, y el ambiente con un 6.55 por ciento. Los correspondientes valores puntuales para los factores del estudio, que totalizan el 71.4 por ciento de importancia, se muestran en la tabla 3.1.

Tabla 3.1: Factores que impactan la sostenibilidad.

Rankin	Descripción del Sub-criterio	Peso
1	Gestión del negocio	14.81 %
2	Liderazgo	9.16 %
3	Ética	8.06 %
4	Inteligencia Competitiva	6.84 %
5	Satisfacción por el trabajo	6.15 %
6	Motivación	6.13 %
7	Margen Operacional	5.69 %
8	Productividad/efectividad personal	5.15 %
9	Empatía	4.90 %
10	Mejoramiento continuo	4.15 %

Con los diez primeros sub-factores del estudio de [48], referenciados en la tabla 3.1 (71 por ciento), que en adelante denominaremos factores, y uno adicional sugerido como resultado de la aplicación del instrumento, a expertos en el tratamiento de la sostenibilidad tanto en Colombia como en México, se desarrollará un proceso de recolección de datos, que se aplicará a empresarios, de nivel directivo y ejecutivo, de los dos países con la finalidad de utilizar los resultados, para la formulación de la función objetivo de sostenibilidad, y las restricciones del modelo, como también para estimar los valores de los atributos correspondientes para las actividades. La estructura del instrumento es la siguiente.

### 3.2.1 PROTOTIPO DE INSTRUMENTO PARA ESTRATIFICAR FACTORES QUE CONTRIBUYEN A LA SOSTENIBILIDAD

El presente estudio tiene el objetivo de identificar los factores que impactan positivamente en la sostenibilidad de una empresa o negocio. Esto, para disponer de la base experimental que permita determinar las características o atributos relacionados que debe tener una actividad, componente de un proceso de negocio, para lograr un diseño optimizado del mismo. Al mencionar el diseño optimizado de un proceso de negocio, se hace referencia a la necesidad de cuantificar los valores de los atributos que definen un proceso de negocio, el cual impacta positivamente en la rentabilidad, retención de clientes, calidad del producto o servicio, satisfacción de los empleados, etc. Teniendo en cuenta lo anterior, y su experiencia como directivo de una empresa exitosa lo invitamos a participar en la definición de un estimativo de los parámetros o factores que impactan positivamente en la sostenibilidad empresarial. A continuación, encontrará una lista de factores, creada a partir de resultados de investigación en [48] y [32], con el propósito de que estime o califique con una escala de valores de uno a diez, seleccionando el mayor valor para los factores que considere de mayor impacto en la consecución de la sostenibilidad. Son diez factores y debe seleccionar un valor para cada uno en orden de preferencia, u orden de impacto, 1 menor y 10 mayor impacto. Esto indica que solo debe escoger un valor por cada factor, el cual no puede ser igual a ninguno de los previamente marcado.

A continuación, un glosario: en caso de necesitar aclaración de los términos.

#### **FACTOR Y SIGNIFICADO.**

**Gestión del negocio:** Actividades asociadas con el funcionamiento de una empresa o compañía, tales como control, gestión del talento humano, dirección, coordinación, monitoreo, organización, enfoque en el cliente, y planeación.

**Liderazgo:** Actividad de guiar o liderar un grupo de personas o una organización, o la habilidad de hacerlo. Hacer que las cosas sucedan.

**Ética:** principalmente en el contexto de HSQE (Health Safety Quality and Environment) asociado a los conceptos básicos y los principios fundamentales de la conducta humana decente. Incluye el estudio de valores universales como la igualdad esencial de todos los hombres y mujeres, los derechos humanos o naturales, la obediencia a las leyes de la Naturaleza, la preocupación y responsabilidad por la salud, la seguridad, calidad y, cada vez más, también por el medio ambiente.

**Inteligencia Competitiva:** Proceso continuo de monitoreo de la industria o mercado de una empresa para identificar (1) competidores actuales y futuros, (2) sus actividades actuales y proyectadas, (3) cómo sus acciones afectarán a la empresa, y (4) cómo responder a las amenazas u oportunidades. Se diferencia del espionaje industrial en que utiliza medios legales y éticos para recopilar y filtrar la información disponible públicamente.

**Satisfacción por el trabajo:** Alegría o satisfacción que surja de la interacción de los sentimientos positivos y negativos del empleado hacia su trabajo.

**Motivación:** Estimulación que impulsa a una persona a adoptar o cambiar un comportamiento para su propia satisfacción o realización. La motivación intrínseca generalmente se auto aplica, y surge de una relación directa entre el individuo y la situación.

**Margen Operacional:** El superávit restante después de deducir los costos totales de los ingresos totales, es la base sobre la que se calculan los impuestos y se paga el dividendo. Es la medida más conocida del éxito en una empresa.

**Productividad/efectividad personal:** Relativo al accionar de una persona acerca de su habilidad y capacidad para realizar una actividad/tarea de un proceso de negocio de forma efectiva, o para hacer frente a los desafíos de la vida.

**Empatía:** La capacidad de compartir los sentimientos o experiencias de otra persona imaginando lo que sería estar en la situación de esa persona.

**Mejoramiento continuo:** Relacionado con todas las comunidades o intere-

sados (stakeholders) en el ámbito de impacto del negocio, y con acciones voluntarias destinadas a ayudar o beneficiar a otro individuo o grupo de individuos.

**Propuesta de factor:** En caso de conocimiento certero sobre un factor no considerado en la lista inicial, se agradece proponer uno y reemplazar por alguno de los anteriores.

Para cada factor seleccione un unico valor. Debe seleccionar un valor diferente (en el rango de 1 a 10) para cada factor, teniendo en cuenta que escoger mayor valor significa mayor impacto en logro de la sostenibilidad empresarial.

### 3.2.2 PROCESO DE DISEÑO DE LA FUNCIÓN OBJETIVO DE SOSTENIBILIDAD.

Con los datos recolectados por el instrumento se procede a la experimentación computacional con algoritmos de aprendizaje de máquina para generar un modelo que indique si el proceso es sostenible o que tan distante esta de serlo. El primer paso consiste en normalizar los resultados de la encuesta, y por medio de cálculos estadísticos asignar porcentajes en orden descendente del impacto positivo en la sostenibilidad del proceso, para cada factor considerado. Esto permitirá construir un conjunto completo de datos; en que un proceso de negocio se considera o clasifica como sostenible, o no-sostenible. Mediante técnicas de aprendizaje no supervisado se realizan experimentos para validar o comprobar que atributos son significativos y relevantes para determinar la sostenibilidad de un proceso de negocio. Posteriormente, con el conjunto de atributos o factores de sostenibilidad definido, se realizan experimentos con técnicas de aprendizaje supervisado con el propósito de identificar la que mejor proyecte la sostenibilidad de un proceso de negocio; para de esta forma, crear el modelo de la función objetivo de sostenibilidad que se utilizara, como uno de los objetivos en conflicto, en el proceso de optimización multi-objetivo de diseños de procesos de negocio para los casos a explorar.

### 3.2.3 PROCESO DE ENSAYO DE LA PLATAFORMA CON LA FUNCIÓN OBJETIVO DE SOSTENIBILIDAD

Este proceso se resume con los siguientes componentes:

1. Definir los atributos del caso de control.
2. Construcción del grafo dirigido que caracteriza el proceso de negocio en estudio.
3. Creación de matriz de elementos componentes del proceso de negocio. Aquí se determina los atributos cuantificables para los recursos de entrada, las actividades y sus alternativas, y los recursos de salida.
4. Ingreso de los datos de los atributos en la plataforma.
5. Ejecución de la interface para crear la representación adecuada de la población inicial de individuos (procesos de negocio).
6. Ejecución del modelo de optimización con dos objetivos (costo, y duración).
7. Generación de los diseños del proceso de negocio en una representación para usuario final.
8. Validación del resultado con el caso de control.
9. Si el resultado no es confiable se revisa minuciosamente cada paso anterior, se realizan los ajustes correspondientes y se repite el proceso hasta conseguir un comportamiento adecuado de todos los componentes para producir los diseños óptimos del proceso de negocio del caso en estudio.
10. Ejecución del modelo de optimización con tres objetivos (costo, duración, sostenibilidad).
11. Repetir el ciclo para el caso de tres objetivos.
12. Validación del resultado con el caso de control para tres objetivos.

### 3.3 FASE DE DEFINICIÓN

En esta fase es importante aclarar que se realizó una extenuante labor de búsqueda de datos e información, para seleccionar un proceso de negocio exitoso, en empresas de Colombia y México. Se presentaron rechazos para la entrega de información confidencial de procesos clave o core de las organizaciones, también demasiada ocupación del personal directivo para atender el requerimiento, pero finalmente se logró conseguir los datos de procesos de negocio en una empresa de México y en dos de Colombia. El proceso de negocio escogido, y facilitado por los empresarios, fue el proceso de contratación de personal, con el cual se desarrollará el trabajo para responder las preguntas de investigación.

Para realizar ensayos con la plataforma propuesta, se diseña un proceso de negocio de control basado en un caso de la vida real utilizando como referencia el propuesto por K. Vergidis en [49], para lo cual se recolectó datos e información que permitieron calcular estimaciones de los atributos de tiempo, costo, y sostenibilidad; para cada actividad componente del proceso de negocio. Este proceso, por su simplicidad, facilitara el manejo y control de los datos de entrada como los resultados; con el fin probar y disponer, de forma ágil, de los análisis necesarios para validar la plataforma de software propuesta.

El proceso de negocio genérico, para realizar los ensayos preliminares, se diseñó fundamentado en la experiencia de los ejecutivos de las Mipymes dedicadas a la confección de prendas de vestir, como también de las dedicadas a ofrecer prendas de vestir con diseños exclusivos, en Barranquilla Colombia, y se ha denominado “Ofertas Vestido” (OV). Este se considera un proceso clave, de los que conforman la estructura de este tipo de compañías y se describe en la figura 3.5.

El proceso de negocio real, se puede describir como el proceso en el que una empresa de la confección, por medio de su área de servicio, atiende a un cliente solicitando una prenda de vestir (al por menor, o al por mayor para distribución

o suplir necesidades de marca propia). Para realizar ensayos con la herramienta o plataforma propuesta, se realizaron cálculos para disponer de una estimación para los atributos de tiempo, costo, y sostenibilidad de cada actividad del proceso OV.

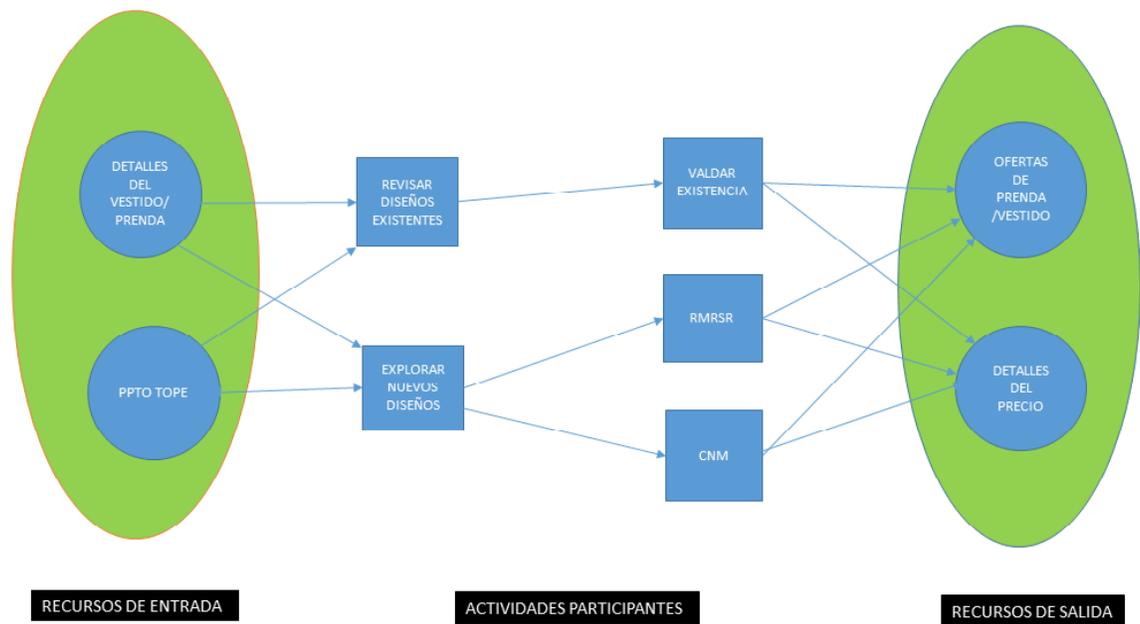


Figura 3.5: Caracterización proceso de negocio “Ofertas Vestido”

El proceso OV, en la figura 3.5, inicia con la propuesta de presupuesto que el cliente sugiere gastar en la prenda o vestido (PD), junto con los detalles del diseño o modelo de la prenda/vestido (DDP), por ejemplo, talla, combinación de color, tipo de adornos, tipo tela, tiempo de entrega, etc. Los dos elementos anteriores serían los recursos de entrada (RE); que inician su transformación por medio de las actividades (A) de (1) “Revisar diseños existentes en el mercado” (RDEM) y (2) ”Determinar o validar existencia” (DE). Para la otra secuencia de actividades se inicia con (3) “Explorar nuevos diseños” (END), continuando con la actividad (4) Revisar modelos recientes creados y sin referencia en el mercado”(RMRSR), o, a la actividad de (5) Crear/diseñar nuevos modelos de la prenda/vestido (CNM). Las secuencias de actividades (1)-(2), y (3)-(4)-(5), son paralelas con respecto al tiempo de ejecución, estas a su vez, de forma conjunta, generan los recursos de salida (RS): Oferta de valor del vestido (OVV), y Detalles del precio a pagar (DPP). En la tabla

3.2, se especifican los elementos que conforman el proceso de negocio diferenciando actividades y recursos, y en la tabla 3.3 se muestra el proceso de forma integral y se detallan las posibles alternativas para cada actividad

Tabla 3.2: Elementos del proceso de negocio OV

ID	DESCRIPCIÓN	TIPO ELEMENTO
DDP	Detalles del modelo o diseño de la prenda o vestido	RE
PD	Presupuesto disponible	RE
RDEM	Revisar modelos existentes en el mercado	A
DE	Determinar existencias	A
EO	Explorar opciones	A
RMRSR	Revisar modelos recientes creados y sin referencia en el mercado	A
CNM	Crear/diseñar nuevos modelos de la prenda/ vestido	A
OVV	Oferta de valor del vestido	RS
DPP	Detalles del precio a pagar	RS

Tabla 3.3: Detalle actividades proceso OV

DESCRIPCIÓN	TIPO	ALTERNATIVAS	COSTO	TIEMPO	SOST
DDP	RE1				
PD	RE2				
RDEM	A11	Buscar en revistas físicas especializadas de moda.	4	15	s11
	A12	Buscar en revistas/sitios de moda en internet.	8	6	s12
DE	A21	Solicitar por medio del sistema de información de la empresa.	7	9	s21
	A22	Solicitar por medio de llamada telefónica o mensaje por whatsapp. (verificación manual)	4	16	s22
EO	A31	Buscar propuestas anteriores en el sistema de información	6	8	s31
	A32	Buscar propuestas anteriores en forma manual	3	17	s32
	A33	Proponer nuevas opciones.	5	8	s33
RMRSR	A41	Buscar utilizando el sistema de información.	8	6	s41
	A42	Buscar en forma manual.	5	14	s42
CNM	A51	Creación del nuevo diseño utilizando herramientas de software especializado.	10	8	s51
	A52	Creación del nuevo diseño en forma manual.	5	18	s52
OVV	RS1				
DPP	RS2				

Con el propósito de puntualizar y aclarar la relación entre actividades y sus respectivas alternativas, el detalle se referencia en las tablas 4.14 y 4.15, en las que se muestra la correspondencia entre actividades y sus respectivas alternativas.

Continuando con la experimentación de la herramienta o plataforma, se prosigue con la representación formal del proceso de Contratación de Personal (CP), a partir de los esquemas gráficos de casos reales de tres empresas, mostrados en las figuras 3.6 a 3.10. El proceso de representación formal del proceso de negocio, se realiza partiendo del flujograma del proceso de contratación de personal (CP), con el soporte del propietario, o experto en el negocio, se subdivide en actividades, con entradas y salidas concretas, y relacionadas a otras actividades por medio del flujo cambiante de recursos, que en las actividades finales generaran los resultados del proceso de contratación.

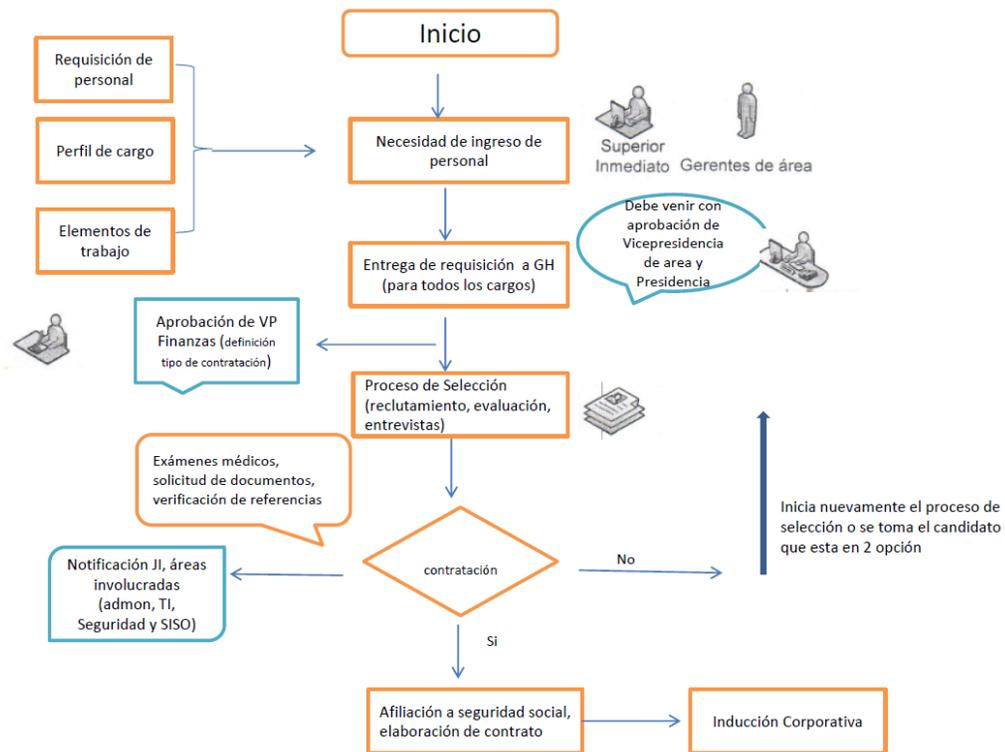


Figura 3.6: Caracterización proceso de contratación empresa 1.

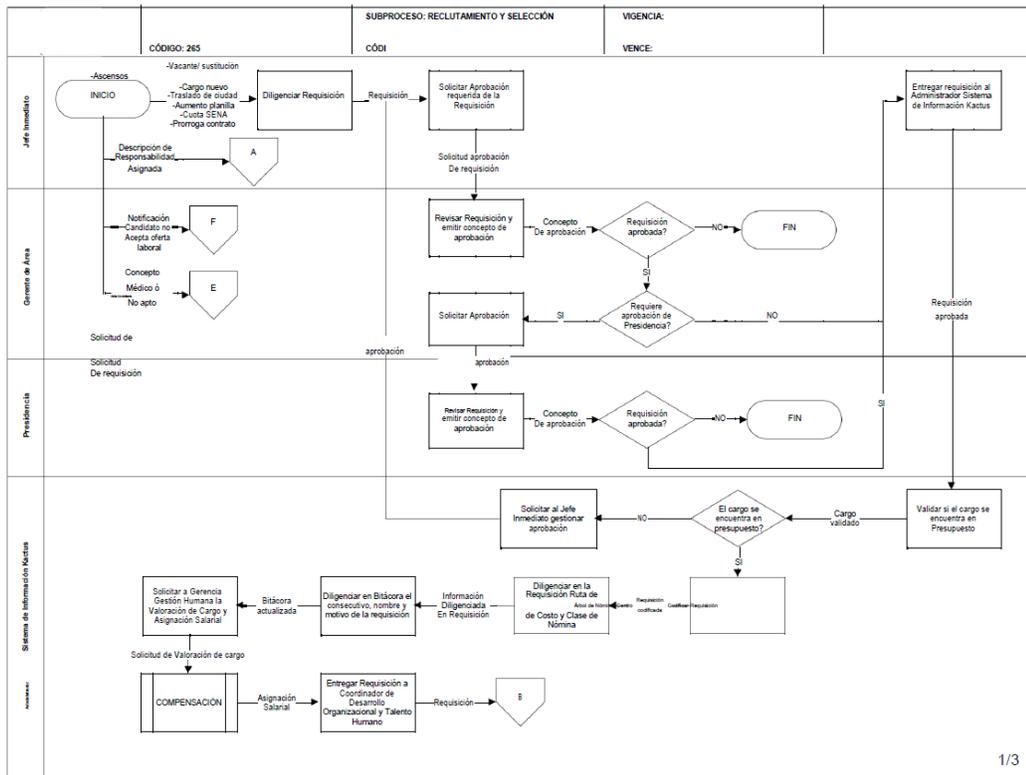


Figura 3.7: Caracterización proceso de contratación empresa 2 parte 1.



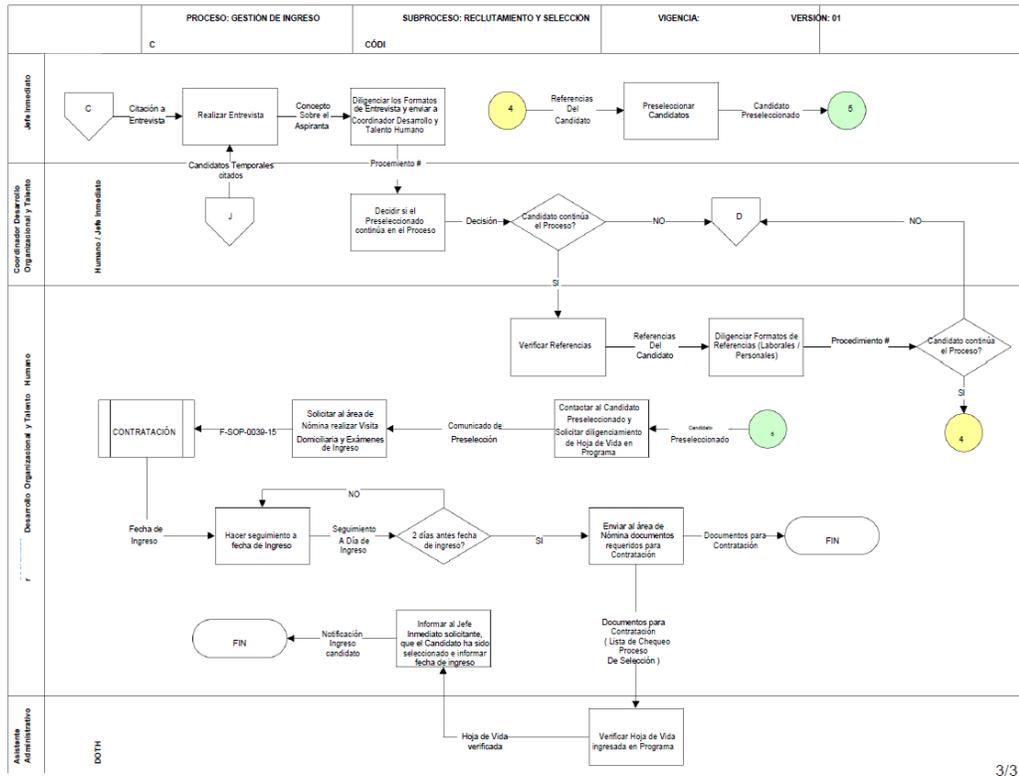


Figura 3.9: Caracterización proceso de contratación empresa 2 parte 3.

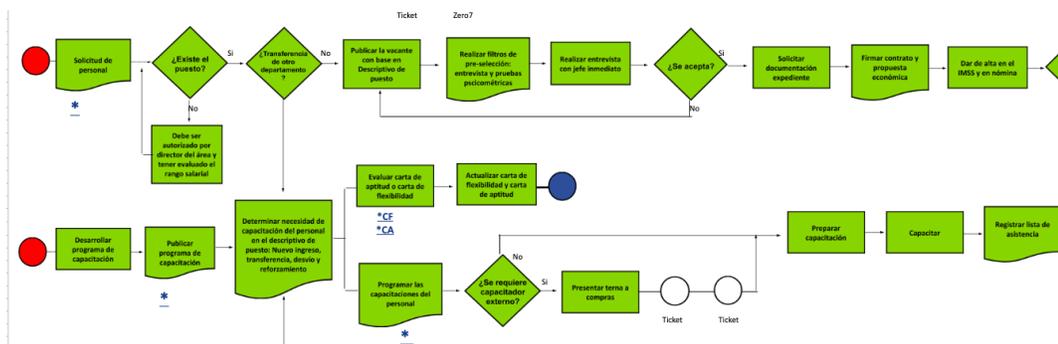


Figura 3.10: Caracterización proceso de contratación empresa 3.

La primera definición que se realiza es el diseño de los formatos para consignar datos e información de cada proceso/actividad incluido en el trabajo de investigación, para soportar el análisis y respuesta fundamentada a las preguntas de investigación.

Producto de la utilización de los artefactos consignados en la fase exploratoria, el proceso general para efectuar la optimización multi-objetivo del proceso de negocio, en estudio, de una empresa cualquiera; se desarrolla de acuerdo a la siguiente descripción:

1. Para cada uno de los ítems siguientes se utiliza la formulación del numeral 2.5.
2. Determinación de los factores de sostenibilidad para las actividades del proceso; utilizando como soporte primario, el resultado del análisis cuantitativo del instrumento especificado en la fase de experimentación.
3. Determinación de los factores de costo, duración, y sostenibilidad de las actividades del proceso de contratación de personal.
4. Determinación de las funciones objetivo de costo, duración y sostenibilidad.
5. Implementación de las funciones objetivo y restricciones del problema de optimización multi-objetivo, utilizando, como fundamento, la versión en Python del NSGAI en [1]
6. Realizar la experimentación computacional con el caso suministrado por la empresa en estudio.
7. El primer caso que se trabajará es el de OV, que es el de control.
8. Validar el resultado del proceso de optimización del proceso OV con los expertos del negocio y los resultados del procesamiento.
9. Si el proceso de validación produce resultados poco confiables, se realizan correcciones y se repite el proceso hasta obtener resultados confiables.

10. Realizar experimentación computacional para los otros procesos de negocio considerados.
11. Desarrollar las conclusiones preliminares.

### 3.4 FASE DE EJECUCIÓN

Para desarrollar esta fase, inicialmente se ejecuta el procedimiento funcional detallado en la fase de definición tomando todos los elementos de datos e información del proceso de negocio en estudio, consignándolos en formatos apropiados para el análisis y presentación de resultados.

El esquema general de la herramienta o plataforma computacional para optimizar un proceso de negocio se muestra en el diagrama de bloques incluido en el gráfico de la figura 3.11

En el siguiente capítulo se realiza el análisis de los resultados, revisión y validación de las conclusiones preliminares para sentar las bases que permitirán generar las conclusiones definitivas del trabajo.



## CAPÍTULO 4

# RESULTADOS

---

Teniendo en cuenta la estructura de la metodología en el capítulo anterior, como primer paso, se procede al desarrollo de la función objetivo de sostenibilidad.

### 4.1 DESARROLLO EXPERIMENTAL DE LA FUNCIÓN PARA DETERMINAR LA SOSTENIBILIDAD.

Utilizando el instrumento propuesto (B.1) en la sección 3.2.1 se recolectaron 525 respuestas, procedentes de empresarios, y ejecutivos exitosos en Colombia y México. El total de solicitudes, con el propósito de conseguir respuesta, fue de 1242, de las cuales, 728 fueron para expertos de Colombia y el resto (514) para expertos de México. En términos porcentuales se obtuvo una aceptación del 42.24 por ciento, para responder el instrumento. No se registró, en las respuestas, la procedencia del experto, por lo cual no se tiene proporción de estas por país, porque lo relevante es la percepción de nivel de importancia de los factores, de forma global, en la sostenibilidad.

Continuando con lo especificado en el capítulo tres, se realizó un análisis manual de los datos obteniéndose los siguientes resultados: Solo dos expertos propusieron dos nuevos factores, el resto validó la propuesta de los diez (10) factores colocados en

consideración. Uno propuso *Enfoque en el Cliente*, y el otro *Planeación estratégica de TI*. Para tener en cuenta esas respuestas, se ajustó lo propuesto, tomando en consideración que los dos nuevos factores propuestos, están incluidos en la definición del factor "Gestión del negocio".

Lo anterior confirma, en un alto porcentaje, a nivel latinoamericano (Colombia y México), lo presentado en el estudio [48], a nivel Europa y Norteamérica. La comparación se muestra en la siguiente tabla donde se concreta mayor impacto para los factores de "Margen Operacional", y "Productividad/efectividad personal", como también menor impacto para el factor "Motivación", en el logro de la Sostenibilidad, para el contexto Latinoamericano.

Tabla 4.1: Contraste impacto factores de Sostenibilidad

ORDEN INICIAL FACTORES	ORDEN INSTRUMENTO
Gestión del negocio	Gestión del negocio
Liderazgo	Liderazgo
Ética	Ética
Inteligencia Competitiva	Inteligencia Competitiva
Satisfacción por el trabajo	Satisfacción por el trabajo
Motivación	Margen Operacional
Margen Operacional	Productividad/efectividad personal
Productividad/efectividad personal	Motivación
Empatía	Empatía
Mejoramiento continuo	Mejoramiento continuo

Al normalizar los totales por factor, teniendo en cuenta la posición relativa

por prioridades, establecida inicialmente, se calculan los pesos por impacto del factor, para determinar el valor de la sostenibilidad de una apreciación de los factores componentes, dada por un experto. Los resultados se muestran en la tabla 4.2.

Tabla 4.2: Pesos factores impactando la Sostenibilidad

FACTOR	PESO
Gestión del negocio	0.134130
Liderazgo	0.132017
Ética	0.130944
Inteligencia Competitiva	0.115394
Satisfacción por el trabajo	0.113489
Margen Operacional	0.080589
Productividad/efectividad personal	0.080173
Motivación	0.078892
Empatía	0.067463
Mejoramiento continuo	0.066909

Utilizando los pesos de los factores calculados; se propone una primera versión de una fórmula para calcular el valor estimado de la Sostenibilidad para una actividad de un proceso de negocio, con base en la evaluación empírica de los atributos o factores de impacto previamente considerados:

$$FS = 0.134130 * Vf_1 + 0.132017 * Vf_2 + 0.130944 * Vf_3 + 0.115394 * Vf_4 + 0.113489 * Vf_5 + 0.080589 * Vf_6 + 0.080173 * Vf_7 + 0.078892 * Vf_8 + 0.067463 * Vf_9 + 0.066909 * Vf_{10}$$

donde  $Vf_i$  = Valor factor iesimo

$i = 1, 2, ..10$  de acuerdo al orden de la tabla anterior

Efectuando los cálculos para cada ocurrencia de respuesta, de los factores en el instrumento, se observa que los valores máximo y mínimo para la sostenibilidad de una actividad de un proceso de negocio, son: 6.22656277 y 4.96748052. Los valores de los

factores para los registros correspondientes se muestran en la tabla 4.3.

Tabla 4.3: Apreciaciones con el valor máximo y mínimo de Sostenibilidad

<b>FACTOR</b>	<b>MAX</b>	<b>MIN</b>
Gestión del negocio	10	3
Liderazgo	9	1
Ética	8	7
Inteligencia Competitiva	7	2
Satisfacción por el trabajo	6	4
Margen Operacional	4	8
Productividad/efectividad personal	5	5
Motivación	3	9
Empatía	2	10
Mejoramiento continuo	1	6
<b>SOSTENIBILIDAD</b>	6.22656277	4.96748052

Fundamentado en los resultados anteriores se propone conformar un conjunto completo para experimentación. Este se crearía al integrar los registros obtenidos como resultado de la aplicación del instrumento (que por experticia consideran actividades sostenibles), junto con nuevos registros generados, en forma aleatoria, a partir de los anteriores y filtrados por una medición de no sostenible, o sea con un valor de sostenibilidad estrictamente menor que 4.96748052. Este nuevo conjunto se utilizará en la creación de la función de sostenibilidad con la finalidad de generalizar la medición de actividades sostenibles y no sostenibles. Como consecuencia, y soportado por lo expuesto en el capítulo dos (2) se generará una forma de medir la sostenibilidad de un proceso de negocio como la suma de las sostenibilidades de cada una de las actividades componentes, asumiendo un comportamiento aditivo,

que mediría la sostenibilidad en forma general; y, si se desea una medida similar, se utilizaría el promedio de las sostenibilidades de cada actividad componente. En síntesis, en el conjunto habrá un subconjunto de registros que describen una actividad sostenible, y otro subconjunto con atributos que describen una actividad no sostenible, siendo ambos mutuamente excluyentes.

En el capítulo anterior se propuso realizar experimentos con técnicas de aprendizaje no supervisado para validar la relación de los nuevos atributos o factores propuestos con la sostenibilidad de una actividad de un proceso de negocio. Al revisar los datos recolectados, en forma general, no se propuso nuevos atributos o factores, por lo cual es irrelevante realizar ese tipo de experimentación para este caso.

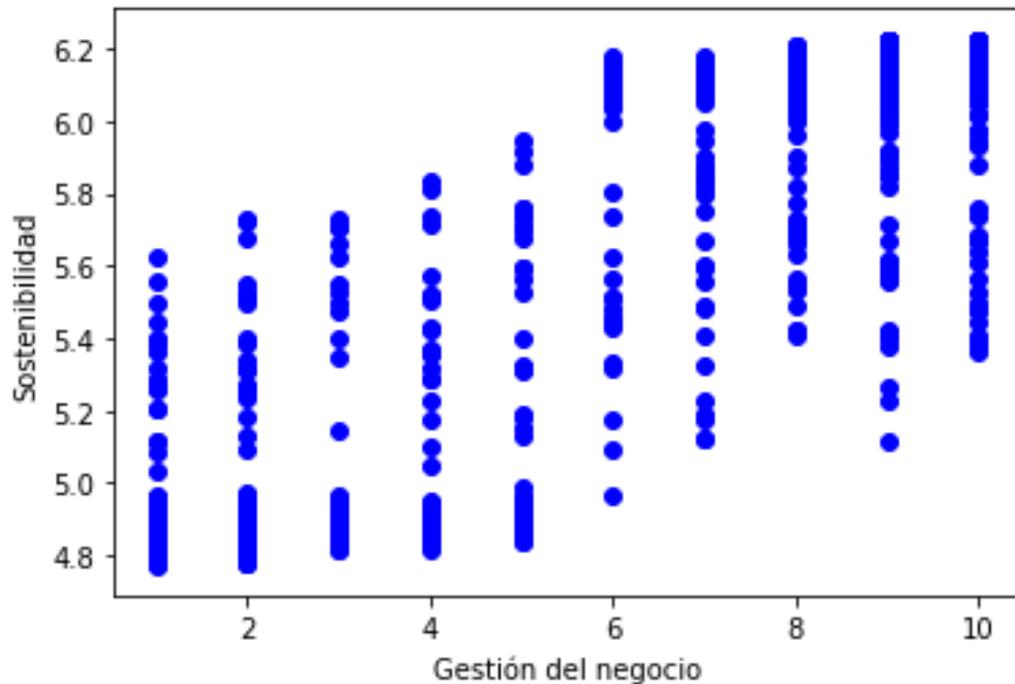


Figura 4.1: Gestión del negocio versus Sostenibilidad

De acuerdo a lo recomendado por los expertos en análisis de datos, se iniciará revisando la relación entre las variables independientes y dependientes, en el contexto de estudio, con los factores o atributos determinantes y el valor estimado de sostenibilidad. La definición de variables asociadas a los factores se muestra en la

tabla 4.4.

Tabla 4.4: Definición de variables

VARIABLE	DESCRIPCIÓN
GETNEG	Gestión del negocio
LID	Liderazgo
ETICA	Ética
INTECOM	Inteligencia Competitiva
SATISFWK	Satisfacción por el trabajo
MARGOP	Margen Operacional
PRODU	Productividad/efectividad personal
MOTIV	Motivación
EMPAT	Empatía
MEJCONT	Mejoramiento continuo
SOST	Sostenibilidad

Para el efecto, se procede en primera instancia, revisar el factor de la Gestión del negocio versus el estimativo de Sostenibilidad, obteniéndose el gráfico en la figura 4.1, en el cual se observa un comportamiento creciente de la Sostenibilidad a medida que aumenta el valor de la Gestión del negocio.

Continuando con el análisis, al graficar el factor de Mejoramiento continuo versus la Sostenibilidad se obtiene la figura 4.2, que en contraste al análisis anterior, se observa un comportamiento decreciente de la Sostenibilidad a medida que aumenta el valor del Mejoramiento continuo.

De igual forma al graficar el factor de Margen Operacional versus la Sostenibilidad se obtiene la figura 4.3.

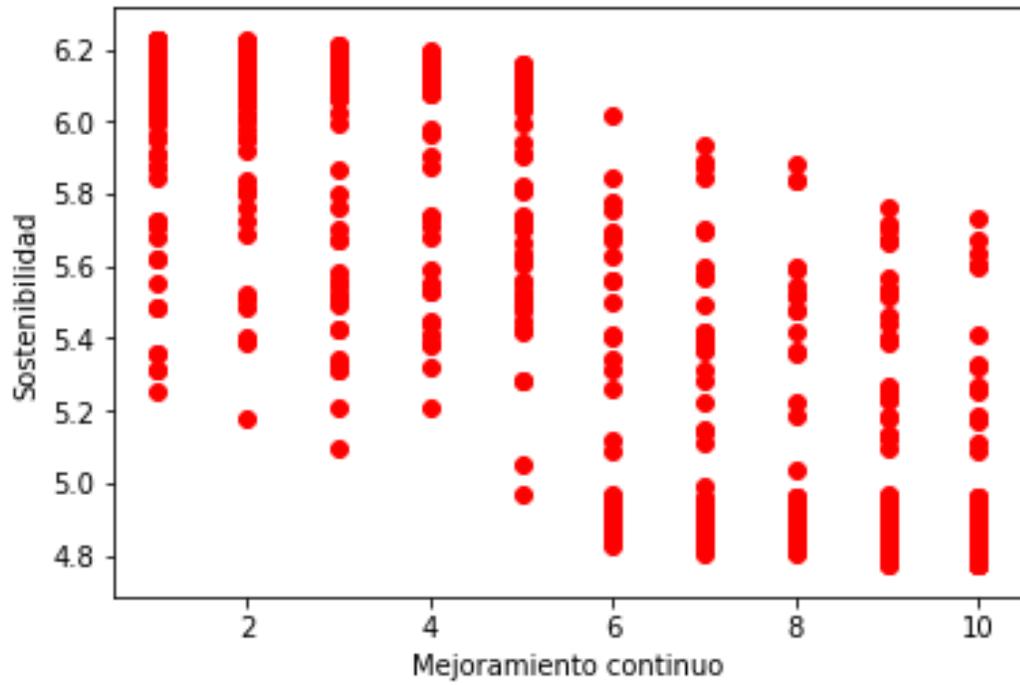


Figura 4.2: Mejoramiento continuo versus Sostenibilidad

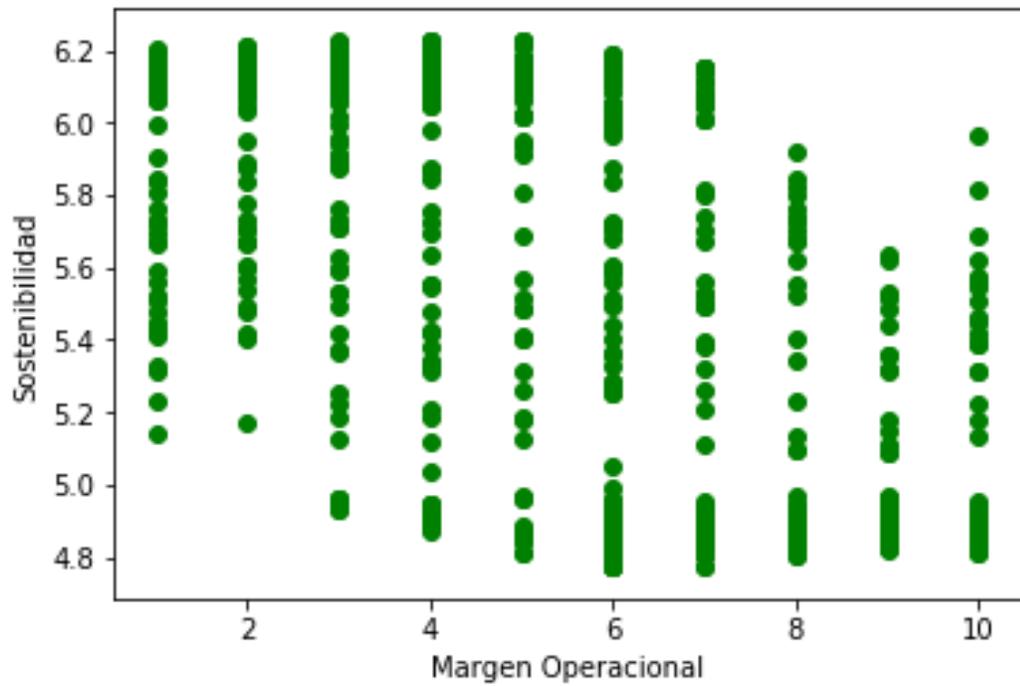


Figura 4.3: Margen Operacional versus Sostenibilidad

Para este caso el comportamiento de los datos es curvilíneo en general, al inicio los valores mayores de la sostenibilidad se asocian a valores menores del Margen Operacional, seguidamente concentración de datos, en el recorrido de valores para la sostenibilidad (6.22656277 - 4.96748052), en la parte media entre los valores 4 y 6 para el Margen Operacional, y finalmente, una disminución de los valores de sostenibilidad para mayores valores del Margen Operacional.

Las gráficas anteriores 4.1, 4.2, y 4.3 muestran el comportamiento de algunos de los factores con respecto al valor objetivo de la sostenibilidad, para una actividad de un proceso de negocio. Al revisar el comportamiento entre factores; como es el caso de la Gestión del negocio versus el Margen Operacional se obtiene la gráfica 4.4. Dado que los valores que toma cada factor son discretos, y en la escala de uno a diez (1 a 10), la representación gráfica es completamente simétrica, sin cruce, dado la exigencia de consignar los valores, sin repetir, teniendo en cuenta la prioridad en el impacto positivo del factor, en la medición objetivo de la sostenibilidad.

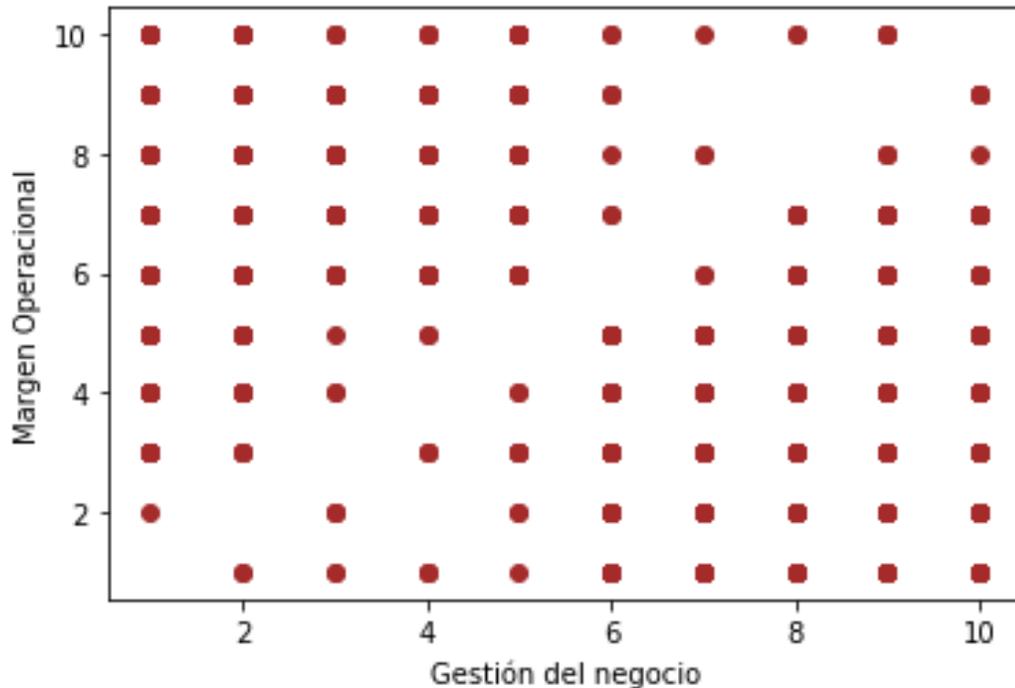


Figura 4.4: Gestión del negocio versus Margen Operacional

En la situación de estar explorando un conjunto de datos multidimensional, es conveniente configurar múltiples instancias de la misma gráfica, condicionado a subconjuntos del conjunto de datos total. Esto es equivalente a visualizar la relación entre varias variables, separadamente dentro de subconjuntos del conjunto de datos. En la figura 4.5 se expone la relación entre la Gestión del Negocio (GETNEG) y su efecto en la Sostenibilidad (SOST) condicionado a los valores que toma el Margen Operacional (MARGOP). Esto permite expresar; que valores menores de la sostenibilidad dependen de valores menores para la Gestión del negocio y al mismo tiempo de valores menores para el Margen Operacional. También, específicamente se observa que a partir de un valor de 6 para la Gestión del negocio, conjuntamente con valores de 4 a 9 para el Margen Operacional se obtienen valores máximos para la Sostenibilidad. Lo cual se traduce en el efecto positivo de la confluencia de valores para las dos variables en la consecución de la sostenibilidad, de una actividad componente de un proceso de negocio.

Si se realiza el mismo ejercicio para las variables Liderazgo (LID) y Satisfacción por el trabajo (SATISFWK) y su efecto en la Sostenibilidad se obtiene el gráfico de la figura 4.6. En esta se observa que, valores mayores de Liderazgo, y simultáneamente valores mayores para la Satisfacción por el Trabajo; contribuyen a lograr una mayor sostenibilidad de la actividad.

Explorando las variables Empatía (EMPAT), y Mejora Continua (MEJCONT), con su efecto en la Sostenibilidad se obtiene el gráfico de la figura 4.7. En este se observa un comportamiento inverso al de el gráfico de la Gestión del negocio, Margen Operacional y la sostenibilidad

Al efectuar el mismo proceso, para un par diferente de variables, se pueden realizar conclusiones similares que mostraran el efecto en el logro de la sostenibilidad.

El resultado correspondiente al recorrido de los valores de la Sostenibilidad, se toma como punto de partida generar ocurrencias de apreciaciones con un valor de sostenibilidad menor a 4.96748052 (el valor mínimo), utilizando los pesos previa-

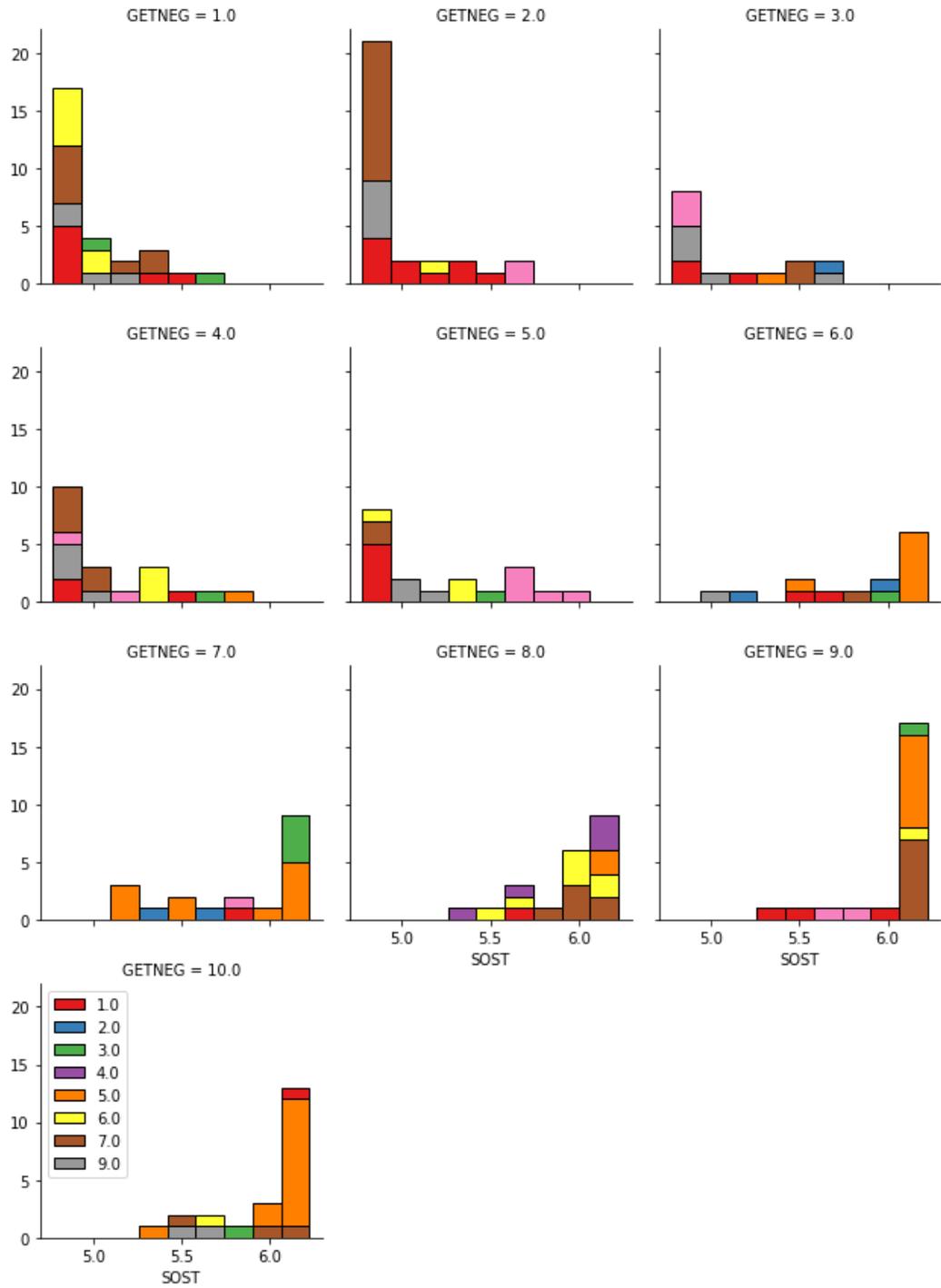


Figura 4.5: Gestión del negocio, Margen Operacional, y Sostenibilidad

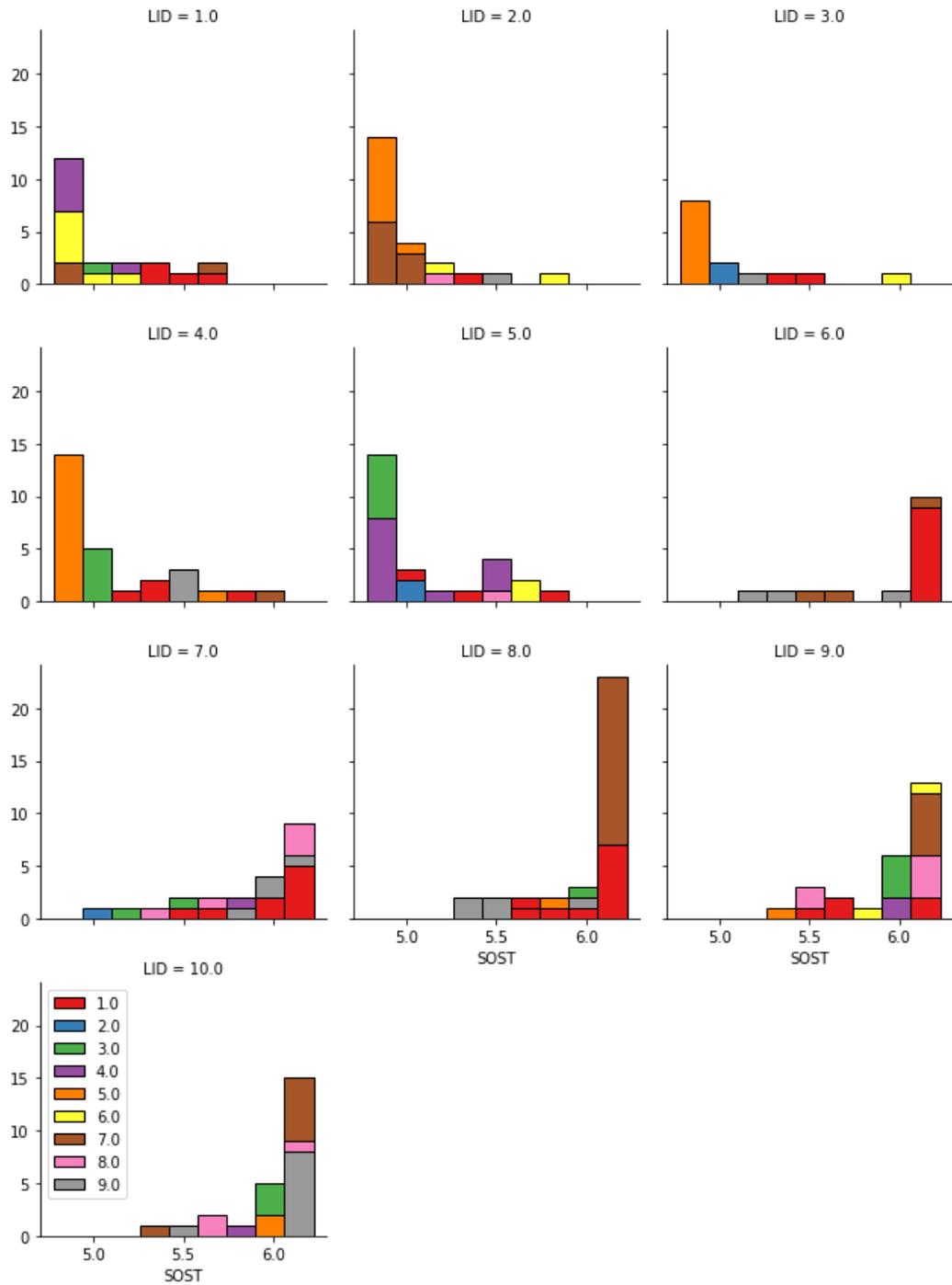


Figura 4.6: Liderazgo, Satisfacción del trabajo, Sostenibilidad

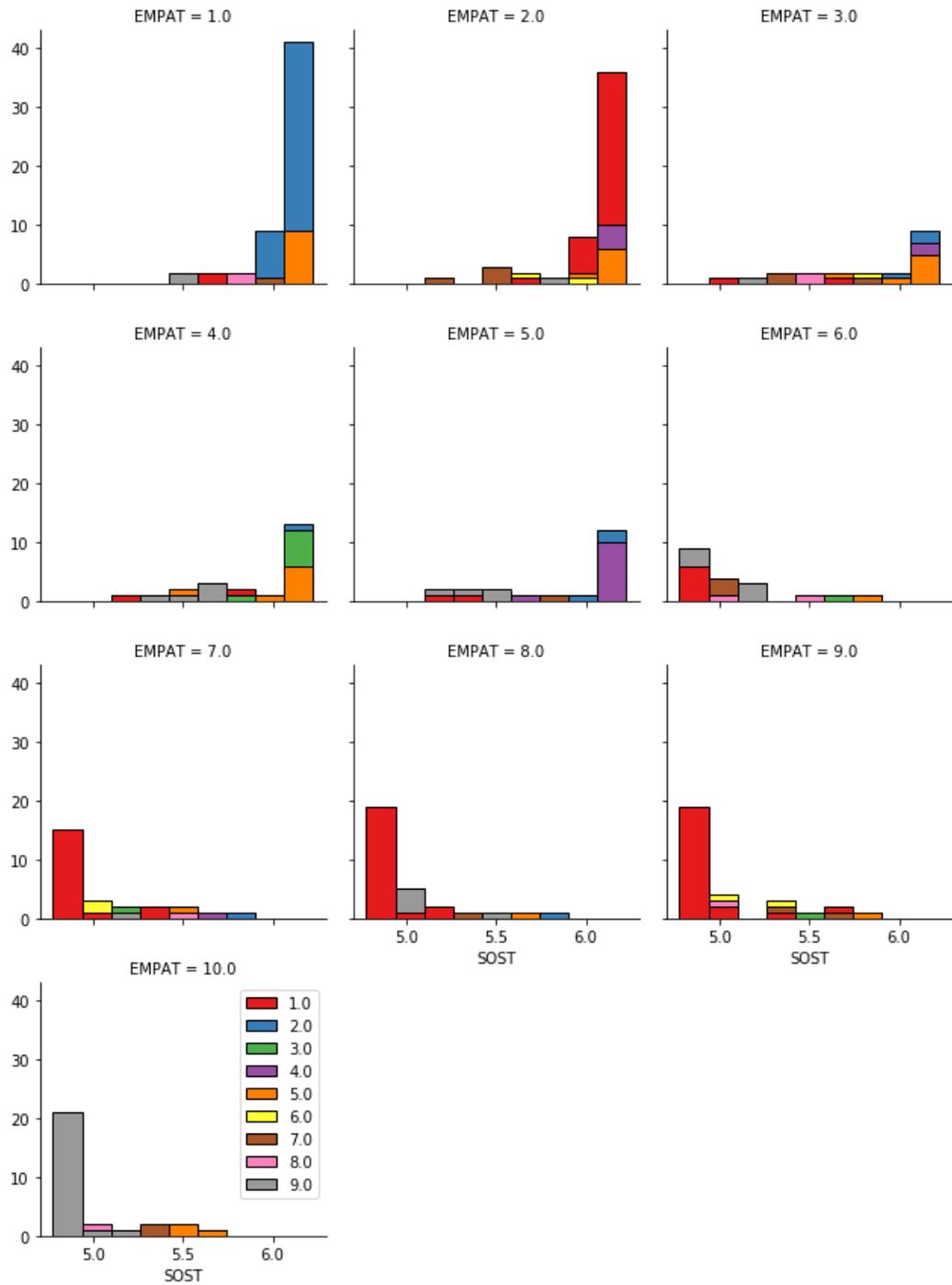


Figura 4.7: Empatía, Mejora Continua, Sostenibilidad

mente obtenidos, con el fin de conformar un conjunto de registros con medidas de los factores que resulten en actividades consideradas no sostenibles.

Con el conjunto formado por los datos de los diez (10) atributos recolectados por cada apreciación de los expertos y los nuevos registros generados con medición de no sostenible; se inicia una exploración con estrategias o técnicas de aprendizaje supervisado; con el propósito de crear un modelo que permita predecir valores para medir la Sostenibilidad de una actividad componente de un proceso de negocio, pero teniendo determinado, que un valor menor que el mínimo, se considera no sostenible como se muestra en la siguiente tabla.

Tabla 4.5: Cualificación de la Sostenibilidad

CUALIFICACIÓN	MEDICIÓN SOSTENIBILIDAD
Actividad Sostenible	mayor igual a 4.96748052
Actividad No Sostenible	menor que 4.96748052

Tomando en consideración que los valores asociados a la Sostenibilidad de una actividad, son continuos, y que los valores para las variables independientes se pueden tomar como categorías o números discretos se define inicialmente desarrollar un experimento con el modelo de regresión múltiple. Para el despliegue de este experimento, se utiliza un desarrollo en Python, para lo cual se define como variable dependiente el valor de la Sostenibilidad, calculada de acuerdo a lo establecido en la parte inicial de este capítulo, y como variables independientes los valores de los factores o atributos en el conjunto completo. Una muestra de estos valores se puede observar en la tabla 4.6.

Teniendo en cuenta, que el objetivo de construir un modelo de regresión múltiple, es predecir lo más preciso posible el valor de la variable dependiente, para nuevos o diferentes valores de las variables independientes, se necesita construir un modelo con una robusta exactitud, para casos de las variables independientes, no considerados en los datos de la muestra recogida inicialmente. En ese orden de ideas se dividirá

Tabla 4.6: Algunas filas de datos

GETNEG	LID	ETICA	INTECOM	SATISFWK	MARGOP	PRODU	MOTIV	EMPAT	MEJCONT	SOST
9	6	8	10	7	3	2	1	4	5	6.07761039
2	5	4	3	1	6	9	8	7	10	4.89316017
4	10	5	2	1	6	9	8	3	7	5.36647619
2	1	5	3	4	8	6	10	7	9	4.84595671
4	1	3	5	2	9	8	10	6	7	4.89492641

el conjunto de datos completo de forma aleatoria, de tal manera que se disponga de un conjunto de datos para entrenamiento, con el 75 por ciento del total, y otro para pruebas con el restante 25 por ciento.

Con el proceso se obtuvo un conjunto de entrenamiento con 601 ocurrencias de apreciaciones y uno de prueba con 201. Con estos conjuntos mutuamente excluyentes, se procede a realizar el proceso de construcción del modelo. Con el fin de calcular la exactitud del modelo de regresión múltiple, lo recomendado por expertos, es comparar los valores actuales reales con los pronosticados por el modelo. En el contexto de regresión, el error del modelo es la diferencia entre los puntos de datos y la línea de tendencia generada por el algoritmo. Para evaluar el modelo se utilizan los siguientes indicadores o métricas de exactitud: el error absoluto medio (MAE), el error cuadrático medio (MSE), la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE), y el coeficiente de determinación R2 (r2-score); referenciados en [36] y especificados en las ecuaciones 4.1 a 4.5.

El error absoluto medio; se calcula hallando el valor absoluto del promedio de las diferencias entre el valor actual y el pronosticado por el modelo, para cada una de las  $N$  ocurrencias de apreciación en el conjunto de prueba. Algebraicamente:

$$MAE = \left| \frac{\sum_{i=1}^N y_i - \hat{y}_i}{N} \right| \quad (4.1)$$

donde  $y_i$  = Valor en el conjunto de prueba

donde  $\hat{y}_i$  = Valor pronosticado por el modelo

El error cuadrático medio es la media del cuadrado del error, matemáticamente:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y})^2}{N} \quad (4.2)$$

La raíz cuadrada del error cuadrático medio; es igual a la raíz cuadrada del MSE, que matemáticamente es:

$$\sqrt{MSE} \quad (4.3)$$

El Coeficiente de determinación (R2 ó r2-score) representa la porción de la varianza (de y) que ha sido explicada por las variables independientes en el modelo. En símbolos matemáticos:

$$R2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y})^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (4.4)$$

Donde

$$\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \quad (4.5)$$

Esta métrica, proporciona una indicación de la bondad de ajuste y además una medida de que tan bien, muestras no conocidas, o nuevas ocurrencias de las variables independientes, serán probablemente predichas por el modelo, a través de la proporción de la varianza explicada. Como la varianza explicada es dependiente del conjunto de datos utilizados, R2 puede que no sea significativamente comparable a través de diferentes conjuntos de datos. El mejor valor posible es 1.0, y puede ser negativo (debido a que el modelo puede ser arbitrariamente deficiente). Un modelo constante que siempre predice el valor esperado de y, sin tener en cuenta las características de entrada, obtendría un R2 de 0.0.

Una exploración inicial, se concreta con el desarrollo de un modelo de regresión múltiple en Python utilizando librerías como sklearn, numpy, pandas, etc., el cual se muestra en el apéndice C y se obtienen los siguientes resultados.

El Modelo de regresión múltiple:

$$FSOST = 0.10805632X_1 + 0.09351862X_2 + 0.08883163X_3 + 0.04037514X_4 + 0.03490165X_5 - 0.05399968X_6 - 0.05220598X_7 - 0.05698203X_8 - 0.10060123X_9 - 0.10470539X_{10}$$

Los valores correspondientes para las métricas de exactitud del modelo son:

Error absoluto medio (MAE): 0.005849

Error cuadrático medio (MSE): 0.000058

El RMSE: 0.007625

Una métrica de exactitud relevante es el  $R^2$ , que representa; que tanto se ajusta la línea de regresión a los valores de los datos reales de prueba. Entre mayor sea el valor de  $R^2$ , el modelo se ajusta mejor a los datos. Para este caso el Coeficiente de determinación o correlación (también conocido como  $r^2$ -score) es: 0.999812

A continuación, una gráfica que muestra puntos para la variable independiente GET-NEG versus la SOST del conjunto de prueba, y a la vez la línea de regresión para la GETNEG versus la SOST pronosticada por el algoritmo.

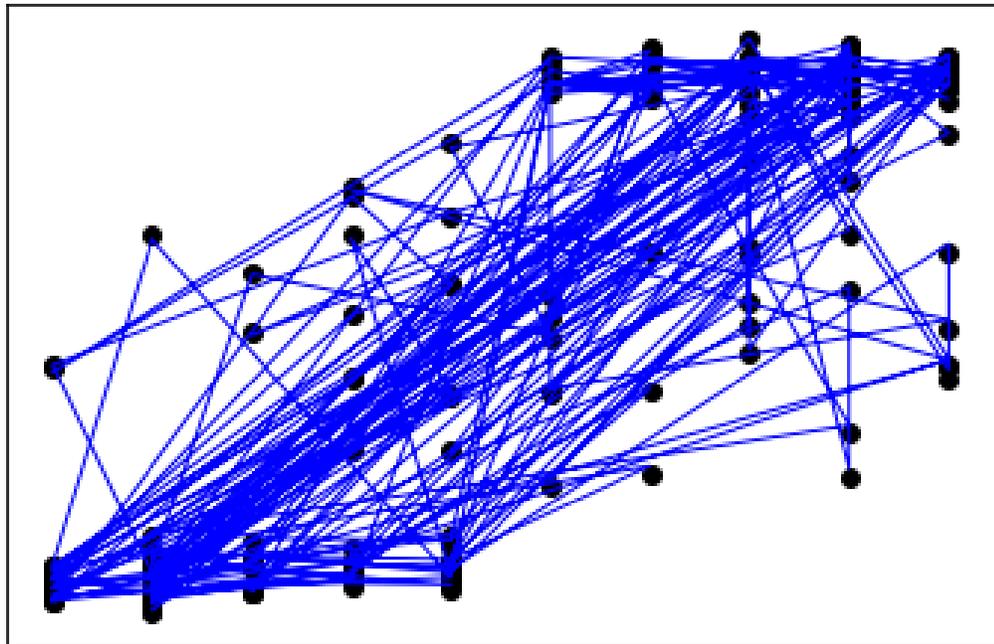


Figura 4.8: Gestión del negocio, Sostenibilidad, pronóstico Sostenibilidad

De acuerdo a los resultados anteriores, se puede sugerir que el modelo generado es una buena aproximación de una función que permita generalizar el valor de la sostenibilidad de una actividad participante en un proceso de negocio. En este contexto es importante revisar las implicaciones asociadas a un valor cercano a 1 para el coeficiente de determinación.

Como el objetivo está dirigido a disponer del mejor modelo para predecir o

medir la sostenibilidad de una actividad componente de un proceso de negocio, y por defecto obtener la medida conjunta para el proceso de negocio, se realiza una exploración con otros modelos o algoritmos de aprendizaje supervisado. Así, en la tabla 4.7, se muestra la lista de los modelos a revisar.

La exploración se realiza utilizando `pycaret` [5], una librería de aprendizaje de máquina, considerando las siguientes condiciones iniciales. Se propone dividir el conjunto total de datos en tres subconjuntos mutuamente excluyentes: un conjunto de entrenamiento, uno de prueba, y uno de datos no conocidos por el modelo, en su proceso de construcción. De esta forma se tiene un conjunto conformado por 722 muestras para la construcción del modelo, y otro conjunto de 80 observaciones para validar la exactitud del modelo. Es importante aclarar que el conjunto para construir el modelo se particiona en 216 observaciones para tomar como conjunto de pruebas y 506 para el conjunto de entrenamiento. Los predictores o atributos se transforman, normalizan y ajustan para contribuir a la obtención de un mejor modelo. A continuación, se muestran los resultados obtenidos.

Tabla 4.7: Equivalencias identificadores de los modelos

<b>Id</b>	<b>Model</b>
<b>br</b>	Bayesian Ridge
<b>lr</b>	Linear Regression
<b>ridge</b>	Ridge Regression
<b>huber</b>	Huber Regressor
<b>par</b>	Passive Aggressive Regressor
<b>catboost</b>	CatBoost Regressor
<b>lightgbm</b>	Light Gradient Boosting Machine
<b>gbr</b>	Gradient Boosting Regressor
<b>rf</b>	Random Forest Regressor
<b>xgboost</b>	Extreme Gradient Boosting
<b>knn</b>	K Neighbors Regressor
<b>et</b>	Extra Trees Regressor
<b>dt</b>	Decision Tree Regressor
<b>omp</b>	Orthogonal Matching Pursuit
<b>ada</b>	AdaBoost Regressor
<b>lasso</b>	Lasso Regression
<b>en</b>	Elastic Net
<b>llar</b>	Lasso Least Angle Regression

Tabla 4.8: Métricas exploración Algoritmos

<b>Id</b>	<b>MAE</b>	<b>MSE</b>	<b>RMSE</b>	<b>R2</b>
<b>br</b>	0.00637843	0.00007231	0.0077213	0.99975524
<b>lr</b>	0.00652652	0.00007749	0.00801287	0.99973756
<b>ridge</b>	0.00710772	0.00009112	0.00906893	0.99969198
<b>huber</b>	0.00609577	0.00009198	0.00879827	0.99968936
<b>par</b>	0.02682002	0.00117737	0.03420735	0.99601912
<b>catboost</b>	0.03129845	0.00176214	0.04172806	0.99403392
<b>lightgbm</b>	0.03674727	0.00280502	0.05247574	0.99042633
<b>gbr</b>	0.05670792	0.00524664	0.07225084	0.98222052
<b>rf</b>	0.05036345	0.0055597	0.07296918	0.9812395
<b>xgboost</b>	0.04832411	0.00698895	0.0822268	0.97605756
<b>knn</b>	0.08791208	0.01978652	0.13981686	0.93265452
<b>et</b>	0.09340488	0.02897026	0.16777357	0.90189226
<b>dt</b>	0.10395402	0.03660112	0.18750567	0.875656
<b>omp</b>	0.130018	0.03651802	0.18824674	0.87539623
<b>ada</b>	0.25172242	0.07321568	0.2704634	0.75161705
<b>lasso</b>	0.50726182	0.30025963	0.54776982	-0.01778334
<b>en</b>	0.50726182	0.30025963	0.54776982	-0.01778334
<b>llar</b>	0.50726184	0.30025964	0.54776984	-0.01778339

Al observar los resultados en la tabla 4.8, se identifica que los mejores valores, en orden descendente, para R2 los muestran los modelos de Bayesian Ridge, Linear Regression, Ridge Regression, y Huber Regression. De igual forma, para la métrica MAE se observa el siguiente orden: Huber Regressor, Bayesian Ridge, Linear Regression, Ridge Regression. Estos resultados, fundamentan direccionar una exploración exhaustiva, y afinamiento, con esos cuatro (4) modelos. Se procede, tomando los mismos conjuntos de datos de entrenamiento, pruebas, y datos no conocidos por los modelos, realizando entrenamiento individual de los modelos obteniéndose valores para las métricas de exactitud idénticas a las de la tabla 4.8. Seguidamente se efectúa afinamiento de los hiper-parámetros del modelo, lo cual resulta con los valores en la siguiente tabla.

Tabla 4.9: Ajuste de los hiper-parametros

<b>Id</b>	<b>MAE</b>	<b>MSE</b>	<b>RMSE</b>	<b>R2</b>
<b>br</b>	0.00636895	0.00007227	0.00771703	0.99975537
<b>lr</b>	0.00655753	0.00007495	0.00798253	0.99974608
<b>ridge</b>	0.01132657	0.00020934	0.01432544	0.9992913
<b>huber</b>	0.00636907	0.00007509	0.00786813	0.99974551

En la tabla 4.9 se observa una mejora, comparado con los valores en la tabla 4.8, en el valor del Coeficiente de determinación (R2) y un leve incremento en el valor del error absoluto medio, consecuencia del ajuste automático de los hiper - parámetros. Continuando con la exploración, se procede a realizar un agrupamiento o integración en meta modelos (Ensemble: los métodos de agrupamiento o integración; son meta algoritmos que combinan varias técnicas de aprendizaje de maquina en un modelo predictivo para disminuir la varianza (bagging), el sesgo (boosting), o mejorar las predicciones (stacking)) por medio de tres técnicas (bagging, boosting, y stacking), reconocidas en el contexto de la ciencia de los datos, que impactan la consecución de generalización en la predicción de resultados para nuevas ocurrencias de muestras de datos. Inicialmente al experimentar con Bagging se obtienen los datos de la tabla

## 4.10

Tabla 4.10: Meta modelos Bagging

<b>Id</b>	<b>MAE</b>	<b>MSE</b>	<b>RMSE</b>	<b>R2</b>
<b>br</b>	0.00621565	0.00007218	0.00768984	0.99975585
<b>lr</b>	0.00640055	0.00007793	0.00797015	0.99973708
<b>ridge</b>	0.01284751	0.00027061	0.01632078	0.99908251
<b>huber</b>	0.00612694	0.000074	0.00779603	0.9997496

Comparando los valores de las metricas en la tabla 4.10 con el resultado del afinamiento de los hiper - parametros; solo se mejora el coeficiente de determinacion para el modelo br y el huber, simultaneamente se mejora el error absoluto medio para el huber y el br en forma descendente respectivamente. Continuando con el experimento, se procede utilizando meta modelos con boosting, con los siguientes resultados.

Tabla 4.11: Meta modelos Boosting

<b>Id</b>	<b>MAE</b>	<b>MSE</b>	<b>RMSE</b>	<b>R2</b>
<b>br</b>	0.00654018	0.00006977	0.00754954	0.99976421
<b>lr</b>	0.00642594	0.00006647	0.00741146	0.99977517
<b>ridge</b>	0.01033157	0.00016471	0.01265724	0.99944283
<b>huber</b>	0.00648789	0.00006864	0.00745782	0.99976829

Al revisar los resultados de meta modelos con bagging con los de la tabla 4.11 se observa un leve empobrecimiento de los valores para el error absoluto medio, que contrasta con una mejora para el coeficiente de determinación de las técnicas lr, huber, br, y ridge, ordenados en forma descendente. Prosiguiendo con la búsqueda de un mejor predictor, se experimenta con mezcla o combinación de modelos, utilizando los meta modelos Blended y Stacking, con las técnicas o algoritmos en estudio,

generando los siguientes resultados.

Tabla 4.12: Integración de modelos

<b>MEZCLA DE MODELOS (blend_models)</b>				
<b>Id</b>	<b>MAE</b>	<b>MSE</b>	<b>RMSE</b>	<b>R2</b>
<b>br, lr, ridge, huber</b>	0.00625955	0.00007618	0.00795763	0.99974231
<b>MEZCLA DE MODELOS (blend_models)</b>				
<b>br, lr, ridge</b>	0.00637701	0.00007494	0.00790882	0.99974654
<b>PILA DE MODELOS (stack_models)</b>				
<b>br, lr, ridge</b>	0.00621429	0.00007508	0.00790969	0.99974637
<b>PILA DE MODELOS (stack_models)</b>				
<b>br, lr, ridge, huber</b>	0.00620314	0.00007535	0.00793876	0.99974533
<b>PILA DE MODELOS (stack_models) meta_model = lightgbm</b>				
<b>br, lr, ridge</b>	0.00563734	0.00006708	0.00813704	0.99977224
<b>PILA DE MODELOS (stack_models) meta_model = lightgbm</b>				
<b>br, lr, ridge, huber</b>	0.00553164	0.00006568	0.00803862	0.99977708

Los resultados muestran distintas combinaciones de los algoritmos básicos en meta modelos con similares resultados para el error absoluto medio y para el coeficiente de determinación. Por sus métricas, se selecciona como el apropiado, el creado utilizando el Light Gradient Boosting Machine como colector de los resultados de los algoritmos Bayesian Ridge, Linear Regression, Ridge Regression, y Huber Regressor, en ese específico orden, mostrando un MAE=0.00553164 y un R2=0.99977708, que son las mejores métricas, comparadas con todos los resultados de todos los anteriores experimentos. Este meta modelo se identificará en adelante como lightgbm(br,lr,ridge,huber), y el detalle de su desarrollo se puede revisar en el apéndice D. Al utilizar los datos nuevos, o no conocidos por el modelo (80 observa-

ciones de las recolectadas por el instrumento), con el propósito de predecir el nivel de sostenibilidad para una actividad, se obtiene los resultados como los mostrados en la tabla 4.13; donde se observa el valor de la sostenibilidad recolectado y el correspondiente valor pronosticado (SOST\*) para algunas observaciones escogidas al azar. Adicionalmente, en la figura 4.9, se presenta el error residual, evidenciando en un

Tabla 4.13: Predicción de la Sostenibilidad

<b>ATRIBUTO</b>	<b>MUESTRAS NO CONOCIDAS</b>				
<b>GETNEG</b>	10	10	8	6	10
<b>LID</b>	9	9	9	9	8
<b>ETICA</b>	8	8	10	10	9
<b>INTECOM</b>	7	6	7	7	6
<b>SATISFWK</b>	6	7	6	8	7
<b>MARGOP</b>	5	4	4	5	1
<b>PRODU</b>	4	5	2	3	3
<b>MOTIV</b>	3	3	5	4	4
<b>EMPAT</b>	2	1	3	2	5
<b>MEJCONT</b>	1	2	1	1	2
<b>SOST</b>	6.224866	6.224104	6.206234	6.176797	6.175203
<b>SOST*</b>	6.22132	6.211463	6.217408	6.182025	6.173993

rango de -0.02 a 0.02, que concreta una buena respuesta del modelo en la predicción para muestras no conocidas, en el proceso de construcción. Para complementar, en la figura 4.10, se observa la coincidencia del ajuste de los valores arrojados por el modelo con los recolectados para la sostenibilidad, refrendado por el valor de  $R^2=1.0$  que realmente es 0.99988002, debido al manejo de cifras decimales significativas por la herramienta utilizada para generar el grafico. En síntesis, los enunciados anteriores, determinan características deseables en un modelo predictivo, un menor valor para la métrica MAE (0.004109) y un valor muy cercano a uno (1) para el coeficiente de determinación

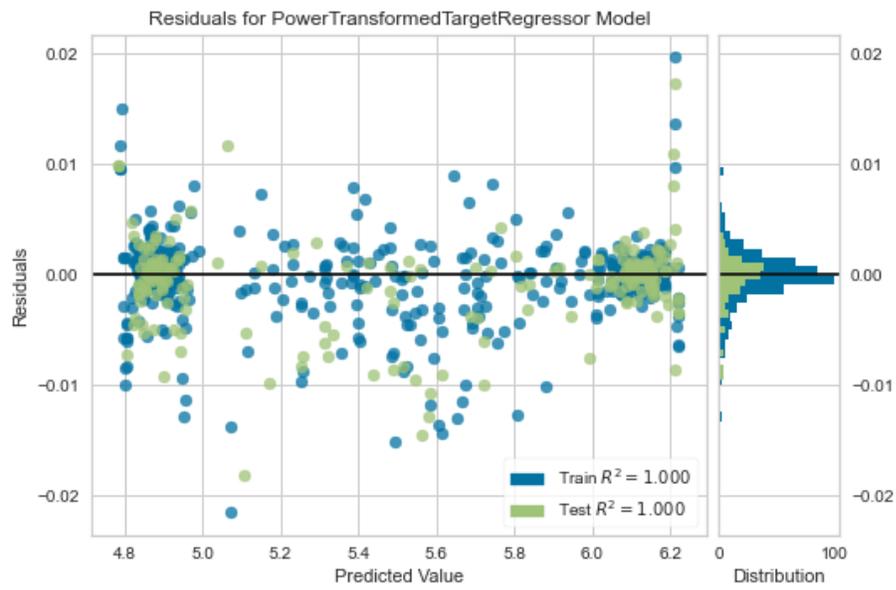


Figura 4.9: Error residual del modelo final



Figura 4.10: Error de la predicción del modelo final

Integrando la participación de la función o modelo de sostenibilidad desarrollado, con el trabajo de optimización del proceso de negocio de prueba, *Ofertas de Vestido*, se realiza la respectiva recolección de datos de los atributos para cada actividad componente, y sus respectivas alternativas, con el objetivo de disponer de los valores de sostenibilidad a utilizar en la optimización del proceso referido. Los datos recolectados y los resultados al aplicar el modelo `lightgbm(br,lr,ridge,huber)` se muestran en las tablas 4.16 y 4.17. Estos datos de sostenibilidad, junto con los costos y la duración de cada actividad, se utilizarán en la labor de optimización del proceso de negocio *Ofertas de Vestido (OV)*.

## 4.2 SOSTENIBILIDAD DE LAS ACTIVIDADES DEL PROCESO DE NEGOCIO OFERTAS DE VESTIDO

Con el fin de disponer de las observaciones sobre los atributos de cada una de las alternativas de las actividades componentes del proceso, se entrevista al gerente de la empresa de manufactura de prendas de vestir; con el propósito de definir la logística y los responsables, para emitir la estimación de los factores que impactan positivamente la sostenibilidad. Retomando las actividades se presentan en la tabla 4.14

Tabla 4.14: Actividades del proceso OV

ID	DESCRIPCIÓN ACTIVIDADES
A1	Revisar modelos existentes en el mercado (RMEM)
A2	Determinar existencias (DE)
A3	Explorar opciones (EO)
A4	Revisar modelos recientes creados y sin referencia en el mercado (RMRSR)
A5	Crear/diseñar nuevos modelos de la prenda/vestido (CNM)

De acuerdo a lo previamente especificado en el capítulo tres, las correspondientes alternativas para cada actividad se presentan en la tabla 4.15

Tabla 4.15: Alternativas de las actividades del proceso OV

ID	DESCRIPCIÓN ALTERNATIVAS DE LAS ACTIVIDADES
A11	Buscar modelos en revistas físicas especializadas de moda.
A12	Buscar modelos en revistas/sitios de moda en internet.
A21	Solicitar existencias por medio del sistema de información de la empresa.
A22	Solicitar existencias manual (llamada telefónica o mensaje por whatsapp).
A31	Buscar propuestas anteriores en el sistema de información
A32	Buscar propuestas anteriores en forma manual
A33	Proponer nuevas opciones.
A41	Buscar nuevos modelos utilizando el sistema de información.
A42	Buscar nuevos modelos en forma manual.
A51	Creación del nuevo diseño utilizando herramientas de software especializado.
A52	Creación del nuevo diseño en forma manual.

En una reunión con dos ejecutivos de la empresa manufacturera de prendas de vestir, determinados por el gerente como responsables del proceso, se recolectaron los valores para los atributos para medir la sostenibilidad de las actividades. Cada ejecutivo entregó los valores de los atributos de las actividades para las cuales tenía más conocimiento y experiencia, siendo el insumo para la creación de la tabla 4.16.

Utilizando los valores de la tabla 4.16 como una nueva muestra de datos no conocida, insumo de entrada para el modelo desarrollado en el numeral 4.1, se obtiene una predicción o medida de los valores para la sostenibilidad para cada una de las

Tabla 4.16: Valores atributos actividades componentes proceso OV

Atributos	Alternativas										
	A11	A12	A21	A22	A31	A32	A33	A41	A42	A51	A52
<b>GETNEG</b>	4	10	10	4	10	4	10	10	5	10	7
<b>LID</b>	2	9	9	2	9	5	9	9	2	9	1
<b>ETICA</b>	1	8	8	1	6	1	8	8	1	7	5
<b>INTECOM</b>	3	7	6	3	8	2	5	4	3	8	9
<b>SATISFWK</b>	5	5	7	5	7	3	6	7	4	6	10
<b>MARGOP</b>	6	6	5	6	4	6	7	6	10	4	6
<b>PRODU</b>	7	4	4	7	5	7	4	5	9	5	2
<b>MOTIV</b>	9	3	1	9	3	10	3	3	8	1	4
<b>EMPAT</b>	10	2	2	10	1	8	2	1	6	3	3
<b>MEJCONT</b>	8	1	3	8	2	9	1	2	7	2	8

actividades alternativas; que se utilizaran en el proceso de optimización adaptativa para el proceso de negocio OV. Los resultados generados por el modelo de aprendizaje de máquina, `lightgbm(br,lr,ridge,huber)`, se muestran en la tabla 4.17. En este punto es importante resaltar que se identifican actividades sostenibles (A12, A21, A31, A33, A41, A51, A52) y no sostenibles (A11, A22, A32, A42) de acuerdo a lo definido previamente en el la tabla 4.5.

Estos resultados se utilizaran en la siguiente sección para realizar la optimización del proceso de negocio *Ofertas de vestido*.

Tabla 4.17: Predicciones de la Sostenibilidad

Actividad	Sostenibilidad
A11	4.815391318
A12	6.192927437
A21	6.215516073
A22	4.815391318
A31	6.20426628
A32	4.879465188
A33	6.150525333
A41	6.150250271
A42	4.893364673
A51	6.184228926
A52	5.583849532

### 4.3 OPTIMIZACIÓN DEL PROCESO DE NEGOCIO OFERTAS DE VESTIDO (OV)

El proceso se realiza con una plataforma desarrollada en Python con un conjunto de librerías que facilitan la implementación de un algoritmo genético, tomando como código base, el fuente original NSGA-II, propuesto Deb, K. [19], incluido en el apéndice A. El objetivo de esta experimentación computacional; es validar el modelo o plataforma para la optimización de diseños de procesos de negocio, propósito factible de alcanzar, debido a las características del proceso OV; como disponer de una población de individuos relativamente pequeña, y tres (3) secuencias de actividades paralelas, lo cual permitirá validar o comprobar el comportamiento efectivo para generar las soluciones, considerando las funciones objetivo y las restricciones del modelo matemático referenciado en 2.1.

Revisando diferentes versiones del código del NSGA-II, y sus resultados, se inicia la experimentación computacional, determinando representar un individuo de la población, de posibles diseños del proceso de negocio OV, como un vector conteniendo valores binarios que especifican; que actividad alternativa, conforma el proceso de negocio, en el caso de tener un valor de 1. Los valores de cero (0), indican que la respectiva actividad no hace parte del proceso de negocio. La longitud del vector está determinada por el número de alternativas para cada actividad. Para el caso en estudio, se dispone de cinco (5) actividades con un máximo de tres alternativas por actividad, resultando en un individuo con longitud de 15 dígitos binarios, y un esquema específico que determina la estructura del proceso de negocio OV.

Los cambios y adiciones claves al código fuente del NSGA-II se resumen en forma holística en: crear funcionalidad para utilizar una representación vectorial de los individuos de una población, crear funcionalidad para manejar restricciones, crear métodos/rutinas para evaluar cada una de las tres (3) funciones objetivo, crear funcionalidad para considerar individuos de cualquier tamaño (Cantidad variable de

actividades en un proceso de negocio), crear funcionalidad para manejar secuencia de actividades paralelas, en el proceso de negocio.

### 4.3.1 CONDICIONES INICIALES

Como se había especificado anteriormente, el proceso de negocio OV, se utiliza para validar la plataforma, y de acuerdo al contexto en que opera en la realidad, junto con el diseño experimental del individuo que representa las actividades, las alternativas consideradas, y sus secuencias dentro del proceso, se determina un espacio de 48 soluciones posibles. Con esta claridad, las condiciones iniciales se concretan generando aleatoriamente, mínimo seis (6), y máximo doce (12) soluciones del espacio de soluciones. Adicionalmente, se utilizan los siguientes parámetros:

Tamaño del individuo, o solución  $ti = 15$ .

Número de alternativas por cada actividad  $na = 3$ .

Probabilidad de Cruce  $Pc = 0.90$ .

Probabilidad de Mutación  $Pm = (1/ti) * 0.1$ .

Tamaño mínimo de la población  $TPMI = 6$ .

Tamaño máximo de la población  $TPMA = 12$ .

Número máximo de generaciones  $Ngen = 200$ .

Creación de una estructura para registrar todas las soluciones generadas por el proceso evolutivo.

Condición especial de finalización: Al generar las 48 posibles soluciones del espacio de búsqueda en una estructura adicional y no considerada en la propuesta original de Deb [19].

### 4.3.2 EXPERIMENTACIÓN

Al ejecutar, la primera versión funcional de la plataforma de optimización de procesos de negocio, utilizando como entrada un conjunto aleatorio de soluciones de diseños de procesos de negocio, los datos de sostenibilidad para cada una de las actividades alternativas en la tabla 4.15, y los valores de los atributos de costo y duración en la tabla 3.3, para el proceso de Oferta de Vestido (OV), se logra obtener un conjunto de diseños del proceso de negocio, resultado del mejor frente de Pareto generado por la plataforma. En primera instancia, tomando como referencia las equivalencias de la representación binaria de una solución en la tabla 4.15, y utilizando solo las funciones objetivo de Costo y Duración, se realizan experimentos computacionales variando los parámetros de probabilidad de mutación (0.00666 y 0.002), y máximo número de generaciones (200 y 2000) se determinan conjuntos solución o frentes de Pareto, incluyendo los mejores individuos (diseños de procesos de negocio) que servirán de fundamento para tomar la decisión de escoger el mas adecuado de acuerdo al contexto, situación e interpretación de los directivos, o tomadores de decisión. Un resumen del resultado del experimento se muestra en la tabla 4.18

Tabla 4.18: Soluciones generadas con los Objetivos de costo y duración

Soluciones generadas											
ID.Sol	A11	A12	A21	A22	A31	A32	A33	A41	A42	A51	A52
1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	0	1
2	0	1	1	0	0	0	1	1	0	1	0
3	0	1	1	0	0	1	0	0	1	1	0
4	0	1	1	0	0	1	0	1	0	1	0
5	0	1	1	0	1	0	0	1	0	1	0
6	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1
7	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1
8	1	0	0	1	0	1	0	0	1	1	0
9	1	0	0	1	0	1	0	1	0	0	1
10	1	0	0	1	1	0	0	1	0	1	0
11	1	0	1	0	0	0	1	0	1	1	0
12	1	0	1	0	0	0	1	1	0	1	0
13	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1
14	1	0	1	0	1	0	0	0	1	1	0
15	1	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0

El resultado mostrado en la tabla 4.18 corresponde a ejecutar el proceso de optimización en cuarenta (40) ocasiones con las variaciones de los parámetros indicada previamente. Con el propósito de utilizar una forma de evaluar la efectividad de la plataforma, en hallar la solución para los mejores diseños del proceso de negocio OV, de forma imparcial, se utilizará elementos de la estadística descriptiva, en consonancia a lo propuesto por [12] y [43]. En la observación de los resultados se identifica la frecuencia de cada solución en los conjuntos de soluciones no dominadas de Pareto generados por cada ejecución de la plataforma, lo que sugiere que las mejores soluciones o las más adecuadas, corresponden a los individuos identificados como 5,7,13 en la tabla 4.19. En estas, se marca una tendencia, para el caso de la solución identificada con el número 5, por la preferencia de minimizar el objetivo de duración, y en el caso de las soluciones 7 y 13 se observa un equilibrio para los dos objetivos, que al escoger una solución en particular, ratifica la esencia del problema multi-objetivo, en que al querer mejorar uno, se ven afectados los otros en disminución o aumento, dependiendo de si se desea minimizar el costo y minimizar la duración. Las siguientes soluciones de acuerdo a su frecuencia serian la 15, 9, y 14. En síntesis, el tomador de decisiones, que conoce el contexto del negocio, por su experiencia y operación, es el que en ultimas define cual es el diseño más conveniente, o adecuado, de acuerdo a la estrategia del negocio, para disponer de un negocio rentable, sustentable y que provea satisfacción a todos los participantes y relacionados.

Tabla 4.19: Clasificación de las soluciones por frecuencias

FRECUENCIA DE LAS SOLUCIONES			
IDENT	F_COSTO	F_DURACIÓN	FRECUENCIA
5	39	17	40
7	21	34	40
13	24	32	40
15	35	23	38
9	24	34	34
14	32	23	33
11	31	23	28
1	25	34	25
2	38	17	25
6	23	34	21
3	33	23	19
4	36	23	14
12	34	23	13
10	32	24	6
8	26	32	4

La estructura decodificada, o fenotipo, de los procesos de negocio mas adecuados generados por la plataforma se puede apreciar en las tablas 4.20, 4.21, y 4.22. Con esta información los directivos de la empresa manufacturera de prendas de vestir, propietarios y creadores del proceso OV, pueden tomar decisiones respecto a cuáles actividades se deben rediseñar y/o cambiar para cumplir con los objetivos estratégicos de la organización. En la actualidad, confirman que el diseño del pro-

ceso de negocio OV, vigente en la empresa, es el identificado con el  $IDSol = 5$ . También, aclaran que en situaciones reales les ha tocado asumir costos adicionales, al contratar servicios externos para realizar la actividad A33 (Proponer nuevas opciones, equivalente a crear modelos exclusivos) para satisfacer los requerimientos de algunos clientes especiales. Esta fue la motivación para incluir la alternativa en el estudio, por lo que, para el ejercicio de optimización, se hizo una estimación gruesa del costo de esta alternativa con personal y recursos propios. Esto sugiere realizar un análisis de costos y tiempos a mayor detalle, para implementar esta actividad, logrando un proceso ajustado al contexto y simultáneamente colaborando en el logro de los objetivos estratégicos del negocio. En este punto, es importante resaltar que la solución con  $IDSol = 2$ , es precisamente equivalente a la  $IDSol = 5$  al intercambiar la actividad A31 por la A33, y adicionalmente, también fue generada en el conjunto de soluciones no dominadas, en un nivel de aceptación del quinto lugar, con una frecuencia de 25 (ver tabla 4.19).

Tabla 4.20: Estructura decodificada solución 5

DISEÑO ID_Sol=5 PROCESO DE NEGOCIO OV	
ID	DESCRIPCIÓN
A12	Buscar modelos en revistas/sitios de moda en internet.
A21	Solicitar existencias por medio del sistema de información de la empresa.
A31	Buscar propuestas anteriores en el sistema de información
A41	Buscar nuevos modelos utilizando el sistema de información.
A51	Creación del nuevo diseño utilizando herramientas de software especializado.

Tabla 4.21: Estructura decodificada solucion 7

<b>DISEÑO ID_Sol=7 PROCESO DE NEGOCIO OV</b>	
<b>ID</b>	<b>DESCRIPCIÓN</b>
A11	Buscar modelos en revistas físicas especializadas de moda.
A22	Solicitar existencias manual (llamada telefónica o mensaje por whatsapp).
A32	Buscar propuestas anteriores en forma manual
A42	Buscar nuevos modelos en forma manual.
A52	Creación del nuevo diseño en forma manual.

Tabla 4.22: Estructura decodificada solucion 13

<b>DISEÑO ID_Sol=13 PROCESO DE NEGOCIO OV</b>	
<b>ID</b>	<b>DESCRIPCIÓN</b>
A11	Buscar modelos en revistas físicas especializadas de moda.
A21	Solicitar existencias por medio del sistema de información de la empresa.
A32	Buscar propuestas anteriores en forma manual
A42	Buscar nuevos modelos en forma manual.
A52	Creación del nuevo diseño en forma manual.

De acuerdo con lo propuesto en la metodología, seguidamente, se realiza experimentación computacional incluyendo las tres funciones objetivo de Costo, Duración, y Sostenibilidad. Las soluciones generadas por la plataforma de optimización de procesos de negocio, son los conjuntos de soluciones no dominadas o frentes de Pareto muy cercanos al óptimo, y que, utilizando igual razonamiento que, en el caso de dos objetivos, se muestran en la tabla 4.23. Es importante aclarar que los valores de la columna de identificación no tienen ninguna relación con los utilizados en el caso de dos objetivos, es simplemente una forma de identificación. De igual manera, se pueden observar las frecuencias para cada posible diseño del proceso de negocio OV, en el caso de optimización considerando los tres objetivos en estudio, en la tabla 4.24. El ordenamiento de las frecuencias muestra que los individuos o soluciones identificados con los números 8, 9, 13, y 16 aparecen en todas las experimentaciones, lo cual conduce a proponerlos como soluciones óptimas, o más adecuadas, para el diseño del proceso de negocio OV. Teniendo en cuenta el tamaño de la población para el proceso de optimización se puede incluir en el conjunto solución los individuos estratificados, en niveles más bajo de frecuencia, como son los identificados por 1, 17, 6, y 2, para completar un conjunto de ocho (8) soluciones.

Para comparar (con referencia a la frecuencia de conformar el conjunto de soluciones no dominadas) los conjuntos de soluciones generados con dos y tres objetivos, teniendo en cuenta que la plataforma se parametrizó, para generar poblaciones entre 6 y 12 individuos, se tomaron dos conjuntos de soluciones calculadas en forma manual en una hoja de cálculo, de 8 para el caso de dos objetivos y de 12 para el caso de tres. En ese orden de ideas, en las tablas 4.25 y 4.26 se muestran las soluciones respectivas, de lo cual se puede deducir que la plataforma genera todas las posibles mejores soluciones, en forma equivalente al proceso manual, para el caso de considerar solo dos objetivos. Para el caso de tres objetivos, de las doce (12) soluciones del resultado del proceso manual, se generaron ocho (8) por el proceso de optimización multi-objetivo, siendo estas las más adecuadas, y a la vez coincidentes con las iniciales. Posteriormente se revisó que, al utilizar un parámetro de 8000 generaciones, se

Tabla 4.23: Soluciones generadas con los Objetivos de sostenibilidad, costo y duración

Soluciones generadas											
ID_Sol	A11	A12	A21	A22	A31	A32	A33	A41	A42	A51	A52
1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	0	1
2	0	1	0	1	1	0	0	1	0	1	0
3	0	1	1	0	0	1	0	0	1	1	0
4	0	1	1	0	0	1	0	1	0	1	0
5	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0	1
6	0	1	1	0	1	0	0	0	1	1	0
7	0	1	1	0	1	0	0	1	0	0	1
8	0	1	1	0	1	0	0	1	0	1	0
9	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1
10	1	0	0	1	0	1	0	0	1	1	0
11	1	0	0	1	0	1	0	1	0	0	1
12	1	0	0	1	1	0	0	1	0	1	0
13	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1
14	1	0	1	0	1	0	0	0	1	1	0
15	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1
16	1	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0
17	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	1

Tabla 4.24: Clasificación soluciones por frecuencias tres objetivos

FRECUENCIA DE LAS SOLUCIONES				
ID_Sol	F_COST	F_DURAC	F_SOST	FREC.
8	39	17	30.94718899	41
9	21	34	24.98746203	41
13	24	32	26.38758678	41
16	35	23	29.56965287	41
1	25	34	26.36499815	23
17	24	34	26.31226312	23
6	36	23	29.69030339	15
2	36	24	29.54706423	14
3	33	23	28.3655023	13
4	36	23	29.6223879	12
14	32	23	28.31276727	11
12	32	24	28.16952811	10
11	24	34	26.24434763	9
10	26	32	25.58784142	8
7	34	27	30.34680959	6
5	31	27	29.08992399	1
15	30	27	28.96927347	1

generan todas las posibles soluciones y se reconfirma el resultado anterior.

Tabla 4.25: Soluciones calculadas y generadas - Dos objetivos

SOLUCIONES CALCULADAS DOS OBJETIVOS - FRECUENCIA															
ID_IND	FREC	A11	A12	A21	A22	A31	A32	A33	A41	A42	A51	A52	F_C	F_D	F_SOST
7D	40	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1	21	34	N/A
6D	21	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1	23	34	N/A
13D	40	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1	24	32	N/A
9D	34	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	1	24	34	N/A
2D	25	0	1	1	0	0	0	1	1	0	1	0	38	17	N/A
5D	40	0	1	1	0	1	0	0	1	0	1	0	39	17	N/A
11D	28	1	0	1	0	0	0	1	0	1	1	0	31	23	N/A
14D	33	1	0	1	0	1	0	0	0	1	1	0	32	23	N/A

Tabla 4.26: Soluciones calculadas y generadas - Tres objetivos

Soluciones tres Objetivos - Frecuencia															
ID_IND	FREC	A11	A12	A21	A22	A31	A32	A33	A41	A42	A51	A52	F_COST	F_DURAC	F_SOST
CMT		0	1	1	0	0	0	1	1	0	1	0	38	17	30.8934480410
8T	41	0	1	1	0	1	0	0	1	0	1	0	39	17	30.9471889875
CMT		1	0	1	0	0	0	1	0	1	1	0	31	23	28.2590263230
CMT		1	0	1	0	1	0	0	0	1	1	0	32	23	28.3127672695
16T	41	0	1	1	0	0	0	1	0	1	1	0	35	23	29.6365624424
6T	15	0	1	1	0	1	0	0	0	1	1	0	36	23	29.6903033889
CMT		0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	1	33	27	30.2930686470
7T	6	0	1	1	0	1	0	0	1	0	0	1	34	27	30.3468095935
13T	41	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1	24	32	26.3875867843
9T	41	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1	21	34	24.9874620286
CMT		1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1	23	34	26.2585221733
17T	23	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	1	24	34	26.3122631198

En la tabla 4.27 se observa la coincidencia de las soluciones generadas por la plataforma con las calculadas utilizando una hoja de cálculo. Específicamente se resalta la concordancia de tres (3) soluciones óptimas para el caso de dos objetivos (identificadas con el número respectivo seguido de una letra D) y cuatro (4) para el caso de tres objetivos (identificadas por su número más la letra T), cada una de las cuales cumple con la característica de estar presente en todos los frentes de Pareto generados por la plataforma, y por consiguiente representan las soluciones más adecuadas.

Tabla 4.27: Comparación general de soluciones

SOLUCIONES CALCULADAS Y GENERADAS															
ID_IND	FREC	A11	A12	A21	A22	A31	A32	A33	A41	A42	A51	A52	F_COST	F_TIEMP	F_SOST
16T	41	0	1	1	0	0	0	1	0	1	1	0	35	23	29.6365624424
CMT		0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	1	33	27	30.2930686470
CMT		0	1	1	0	0	0	1	1	0	1	0	38	17	30.8934480410
2D	25	0	1	1	0	0	0	1	1	0	1	0	38	17	N/A
6T	15	0	1	1	0	1	0	0	0	1	1	0	36	23	29.6903033889
7T	6	0	1	1	0	1	0	0	1	0	0	1	34	27	30.3468095935
8T	41	0	1	1	0	1	0	0	1	0	1	0	39	17	30.9471889875
5D	40	0	1	1	0	1	0	0	1	0	1	0	39	17	N/A
CMT		1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1	23	34	26.2585221733
6D	21	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1	23	34	N/A
9T	41	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1	21	34	24.9874620286
7D	40	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1	21	34	N/A
17T	23	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	1	24	34	26.3122631198
9D	34	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	1	24	34	N/A
CMT		1	0	1	0	0	0	1	0	1	1	0	31	23	28.2590263230
11D	28	1	0	1	0	0	0	1	0	1	1	0	31	23	N/A
13T	41	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1	24	32	26.3875867843
13D	40	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1	24	32	N/A
CMT		1	0	1	0	1	0	0	0	1	1	0	32	23	28.3127672695
14D	33	1	0	1	0	1	0	0	0	1	1	0	32	23	N/A

---

Los resultados presentados confirman la efectividad de la plataforma en generar conjuntos de soluciones que coinciden con el al frente de Pareto real para el caso del proceso de negocio OV. Esta afirmación, avala la utilización de la plataforma, para resolver problemas similares de optimización de procesos de negocios, en que las actividades componentes se puedan representar con una estructura vectorial.

## 4.4 OPTIMIZACIÓN DEL PROCESO DE NEGOCIO CONTRATACIÓN DE PERSONAL (CP)

La caracterización de este proceso en actividades componentes, para las empresas que facilitaron sus flujogramas, solo se tratará con equivalencias genéricas, por solicitud de las mismas. En ese orden de ideas, cada actividad será denominada por la letra A y un par de subíndices, indicando el número de la actividad, y el otro especificando la alternativa dentro de la misma. Los recursos de entrada son el Currículum Vitae (CV) u hoja de vida, para uno o varios postulantes, y la solicitud del respectivo departamento o área con el requerimiento de la vacante incluyendo el perfil del cargo, y los recursos de salida: la vacante ocupada, y los datos para el departamento de nómina.

Para la empresa 3 (Ver en la figura 3.10) la caracterización resultó en un diseño de proceso de negocio de 16 actividades, cada una con tres alternativas, y una sola secuencia para su completitud. Fundamentado en la experiencia de la representación del proceso de negocio de OV, como adecuada para el proceso de adaptación evolutiva, el proceso de contratación de personal (CP) para la empresa 3, se representa con un individuo de 48 posiciones binarias, en el cual cada conjunto de tres posiciones contiguas, desde la posición cero hasta la 47, representan las tres alternativas posibles de cada actividad. Lo anterior, conduce a disponer de un espacio solución de  $3^{16}$  diseños del proceso de negocio de CP.

Utilizando los resultados anteriores, se realiza la caracterización del proceso para la empresa 2 (Ver en la figura 3.9), resultando en 42 actividades, cada una con tres alternativas. Este resultado permite afirmar que se tiene un espacio de soluciones de  $3^{42}$  posibles individuos, cada uno representando un posible diseño del proceso.

Para cada empresa se realizan las respectivas estimaciones para los valores de costo, duración, y sostenibilidad de cada actividad alternativa posible. Es importante

resaltar que el valor para la sostenibilidad de cada actividad es el resultado de aplicar el modelo de aprendizaje de máquina, previamente construido, a las apreciaciones de un grupo de ejecutivos de la respectiva empresa, para cada uno de los factores que impactan positivamente la sostenibilidad utilizados en el estudio (Ver tabla 4.4).

En las tablas 4.28 y 4.29 se puede observar las actividades, y cada uno de los resultados de las mediciones para el proceso de contratación de personal de la empresa 3.

Tabla 4.28: Actividades y atributos Empresa 3 parte 1

TIPO	ALTERNATIVAS	COSTO	TIEMPO	SOST
A11	Validar existencia cargo automática	28.67142423	55.89234012	6.489248708
A12	Validar existencia cargo manual	28.01372327	13.16803327	6.141624628
A13	validar existencia cargo por empresa de outsourcing	24.90449328	52.0045076	4.320178535
A21	Solicitar autorización director área manual	69.62547347	13.54422089	5.891628604
A22	Solicitar autorización director área automática	36.08415036	16.10309758	6.590480351
A23	Solicitar autorización director área por outsourcing	42.16362549	43.36833827	5.837670642
A31	Tramitar transferencia desde otra área, manual	83.53917293	50.57812737	6.456765094
A32	Tramitar transferencia desde otra área, automática	35.30583042	39.77168477	5.685522134
A33	Tramitar transferencia desde otra área, outsourcing	89.18364073	10.0912276	6.099857474
A41	Publicar vacante en sitios especializados	56.47663515	57.64759783	6.105637909
A42	Publicar vacante, outsourcing	32.43963533	30.54006865	6.498497143
A43	Publicar vacante, automáticamente (web empresa)	60.63427565	20.60151205	6.424002491
A51	Recolectar CV manual	20.34455688	39.7231355	6.347125354
A52	Recolectar CV automática	21.46217108	50.52257799	4.472086684
A53	Recolectar CV outsourcing	51.437215	18.78706625	5.735622798
A61	Filtrar manual CV de acuerdo a necesidades	83.17022346	31.776742	6.360673406
A62	Filtrar automático CV de acuerdo a necesidades	32.43249175	36.81642295	5.983919926
A63	Filtrar outsourcing CV de acuerdo a necesidades	39.8522947	35.94709514	6.066950305
A71	Realizar visita domiciliaria presencial.	89.90611873	37.55671393	6.494429622
A72	Realizar visita domiciliaria mediada por tecnología	20.29722041	20.77890644	6.138894714
A73	Realizar visita domiciliaria mediada por outsourcing	80.97656338	38.82752522	6.201123723
A81	Realizar entrevista presencial	21.88073052	6.97848027	4.968850127
A82	Realizar entrevista mediada por tecnología	16.13032085	14.42010289	6.527501451
A83	Realizar entrevista mediada por outsourcing	93.58432451	30.10743763	4.946448913

Tabla 4.29: Resto de actividades y atributos de la Empresa 3

TIPO	ALTERNATIVAS	COSTO	TIEMPO	SOST
A91	Realizar pruebas psicométricas en forma presencial	83.07858848	21.22935582	6.573348499
A92	Realizar pruebas psicométricas mediada por tecnología	57.51923223	27.86639146	6.259595858
9A3	Realizar pruebas psicométricas mediada por outsourcing	92.66287046	32.26750149	5.903450921
A101	Consolidar resultados visita, entrevista, pruebas. Manual	31.2046716	50.30024997	6.068841244
A102	Consolidar resultados visita, entrevista, pruebas. Tecnología	66.51843129	13.74336082	6.230678659
A103	Consolidar resultados visita, entrevista, pruebas. Outsourcing	48.088678	7.95597841	5.915227938
A111	Valorar por jefe inmediato Manual	32.09363682	41.85958125	5.847305183
A112	Valorar por jefe inmediato Tecnología	80.30265676	22.51972749	5.068066337
A113	Valorar por jefe inmediato Outsourcing	39.74794652	33.23675315	6.123980545
A121	Crear lista priorizada de candidatos Manual	34.4936267	53.85151843	6.208640055
A122	Crear lista priorizada de candidatos Tecnología	78.46627799	15.60861176	5.611798061
A123	Crear lista priorizada de candidatos Outsourcing	85.68955444	50.71208161	6.424914721
A131	Definir candidato Manual	35.64500147	56.77939145	5.016901526
A132	Definir candidato Manual Tecnología	46.94093733	14.8612162	4.377076954
A133	Definir candidato Outsourcing	96.60707745	26.01032257	6.186529212
A141	Firmar contrato presencial	78.67772136	12.9820629	5.71565269
A142	Firmar contrato Tecnología	63.23046609	35.51027323	5.076152265
A143	Firmar contrato Outsourcing	17.90950526	24.98915451	6.507789969
A151	Afiliar a Servicios de Salud Manual	50.93302959	40.66470537	5.719511097
A152	Afiliar a Servicios de Salud Tecnología	52.93857801	24.60840055	5.824796373
A153	Afiliar a Servicios de Salud Outsourcing	18.81761703	40.32159937	6.509625275
A161	Informar fecha de inicio Manual	44.78186719	20.8402162	6.505392725
A162	Informar fecha de inicio Tecnología	80.83989102	26.64530518	5.961679952
A163	Informar fecha de inicio Outsourcing	78.28633099	38.25987586	6.44584379

Utilizando la plataforma validada en la sección anterior, efectuando ciento treinta y cuatro (134) experimentos, y explorando con una variación de los parámetros de número de generaciones (200, 2000, y 5000), Probabilidad de Mutación (0.002083 0.002632 0.023256 0.026316 0.030303), y la probabilidad de cruce en el ochenta y cinco por ciento, se generan individuos, equivalentes a diseños de procesos de negocio de CP para la empresa 3. En la tabla 4.30 se muestra los mejores diseños, o más adecuados, estratificados por la frecuencia de conformar los conjuntos de Pareto, con los mejores diseños, en el desarrollo de los experimentos para la empresa 3.

Tabla 4.30: Clasificación de las soluciones por frecuencia

RELACIÓN FRECUENCIA OBJETIVOS				
ID_Sol	FREC	FCOST	FSOST	FDUR
1	76	748.922014	92.4483715	403.484181
2	48	842.643336	94.1219241	359.576077
3	36	823.877935	95.1238127	404.163877
4	29	580.378624	95.9576233	476.350064
5	29	776.982561	100.401038	433.35233
6	29	761.264352	96.0972746	343.249869
7	29	883.537384	92.2071279	356.535565
8	25	528.135166	96.9030699	556.348657
9	25	848.393746	92.5632728	352.134454
10	24	579.762127	96.5829033	509.482922

Al observar los resultados, un tomador de decisiones imparcial, sin conocimiento de las estrategias y preferencias de los directivos de la empresa, debería escoger implementar o rediseñar el proceso de negocio CP de acuerdo a la solución que presenta la mayor frecuencia (individuo identificado  $IDSol = 1$ ). En otras palabras, se

debería escoger la solución que esta presente en el 57 por ciento de los frentes de Pareto generados, en los 134 experimentos. Pero en la realidad, hay la necesidad de explorar alternativas, y se debe analizar la conveniencia de la solución, con respecto a otras. Para el caso de la solución  $IDSol = 6$ , que es muy cercana a la óptima en cuanto a costos, pero mejora el criterio de sostenibilidad y el de duración, el cual, es equivalente al tiempo de entrega, y que, en muchos procesos, se considera vital para satisfacer al cliente. En este contexto, es necesario que el dueño del proceso de negocio, conocedor de todos los detalles económicos, políticos, sociales, ambientales, y otros, que de alguna forma impactan el proceso, sea el que determine cual solución es más adecuada para la empresa.

Al analizar, en forma transversal, la estructura de las mejores soluciones generadas por la plataforma de optimización, se identifican alternativas componentes del proceso de CP que no están presentes en los diez mejores diseños del proceso CP. Esto se presenta en las tablas 4.31 y 4.32 confirmando que las actividades alternativas A13, A23, A31, A41, A43, A53, A61, A71, A73, A83, A91, A103, y A151 no se seleccionan en el proceso de optimización, lo cual entrega al tomador de decisiones otro aspecto importante como resultado (En total trece (13) alternativas que se deben revisar, o se sugiere no considerar). Lo anterior, está de acuerdo con los cálculos de los valores de las funciones objetivo, y el efecto elitista del procedimiento, que favorece a los individuos más aptos en la dinámica evolutiva para generar las mejores soluciones.

Utilizando la misma estrategia anterior, adicionalmente, se puede afirmar que en la estructura de los mejores diseños del proceso de negocio, se presentan alternativas de actividades permanentes; como es el caso de las actividades A12, A42, y A72, que se resaltan en la tabla 4.33, en donde se aprecia un diseño conciso del proceso de CP.



Tabla 4.32: Estructura transversal de las mejores soluciones - Continuación

MEJORES DISEÑOS DEL PROCESO CP										
IDSol	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
FREC	76	48	36	29	29	29	29	25	25	24
A91	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A92	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1
A93	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0
A101	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1
A102	1	1	1	0	1	1	1	0	1	0
A103	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A111	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
A112	1	1	0	0	0	1	1	0	1	0
A113	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1
A121	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
A122	1	1	0	1	0	1	1	0	1	1
A123	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0
A131	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1
A132	1	1	1	0	0	1	1	0	1	0
A133	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
A141	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
A142	1	1	0	0	0	0	1	0	1	0
A143	0	0	0	1	1	1	0	1	0	1
A151	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A152	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0
A153	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1
A161	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0
A162	1	1	1	0	0	0	1	0	1	0
A163	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1

Tabla 4.33: Estructura ajustada del proceso CP

DISEÑO CONCISO CP										
IDSol	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
A12	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
A21	0	1	1	0	1	1	1	0	1	0
A22	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1
A32	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1
A33	0	1	1	0	1	1	1	0	1	0
A42	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
A51	0	1	1	0	1	1	1	0	1	0
A52	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1
A62	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1
A63	0	1	1	0	1	1	1	0	1	0
A72	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
A81	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0
A82	1	1	0	1	1	1	0	1	0	1
A92	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1
A93	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0
A101	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1
A102	1	1	1	0	1	1	1	0	1	0
A111	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
A112	1	1	0	0	0	1	1	0	1	0
A113	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1
A121	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
A122	1	1	0	1	0	1	1	0	1	1
A123	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0
A131	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1
A132	1	1	1	0	0	1	1	0	1	0
A133	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
A141	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
A142	1	1	0	0	0	0	1	0	1	0
A143	0	0	0	1	1	1	0	1	0	1
A152	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0
A153	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1
A161	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0
A162	1	1	1	0	0	0	1	0	1	0
A163	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1

Con el propósito de crear los fundamentos arquitectónicos para la presentación de los resultados a los directivos de la empresa 3, se desarrolla la conversión de los genotipos o representación binaria a fenotipos equivalentes a la estructura decodificada de cada uno de los mejores diseños del proceso de CP. La estructura decodificada para cada uno de los diseños se presenta en las tablas 4.34 a 4.43.

Tabla 4.34: Estructura proceso 1

Diseño del mejor proceso de negocio CP (IDSol=1)	
NM	Descripción Actividad alternativa
A12	Validar existencia cargo manual
A22	Solicitar autorización director área automática
A32	Tramitar transferencia desde otra área, automática
A42	Publicar vacante, outsourcing
A52	Recolectar CV automática
A62	Filtrar automático CV de acuerdo a necesidades
A72	Realizar visita domiciliaria mediada por tecnología
A82	Realizar entrevista mediada por tecnología
A92	Realizar pruebas psicométricas mediada por tecnología
A102	Consolidar resultados visita, entrevista, pruebas. Tecnología
A112	Valorar por jefe inmediato Tecnología
A122	Crear lista priorizada de candidatos Tecnología
A132	Definir candidato Manual Tecnología
A142	Firmar contrato Tecnología
A152	Afiliar a Servicios de Salud Tecnología
A162	Informar fecha de inicio Tecnología

Tabla 4.35: Estructura proceso 2

Diseño del segundo proceso de negocio CP (IDSol=2)	
NM	Descripción Actividad alternativa
A12	Validar existencia cargo manual
A21	Solicitar autorización director área, manual
A33	Tramitar transferencia desde otra área, outsourcing
A42	Publicar vacante, outsourcing
A51	Recolectar CV, manual
A63	Filtrar outsourcing CV de acuerdo a necesidades
A72	Realizar visita domiciliaria mediada por tecnología
A82	Realizar entrevista mediada por tecnología
A92	Realizar pruebas psicométricas mediada por tecnología
A102	Consolidar resultados visita, entrevista, pruebas, Tecnología
A112	Valorar por jefe inmediato, Tecnología
A122	Crear lista priorizada de candidatos, Tecnología
A132	Definir candidato Manual, Tecnología
A142	Firmar contrato, Tecnología
A152	Afiliar a Servicios de Salud, Tecnología
A162	Informar fecha de inicio, Tecnología

Tabla 4.36: Estructura proceso 3

Diseño del tercer proceso de negocio CP (Idsol=3)	
NM	Descripción Actividad alternativa
A12	Validar existencia cargo manual
A21	Solicitar autorización director área, manual
A33	Tramitar transferencia desde otra área, outsourcing
A42	Publicar vacante, outsourcing
A51	Recolectar CV manual
A63	Filtrar outsourcing CV de acuerdo a necesidades
A72	Realizar visita domiciliaria mediada por tecnología
A81	Realizar entrevista presencial
A93	Realizar pruebas psicométricas mediada por outsourcing
A102	Consolidar resultados visita, entrevista, pruebas. Tecnología
A111	Valorar por jefe inmediato Manual
A123	Crear lista priorizada de candidatos Outsourcing
A132	Definir candidato Manual Tecnología
A141	Firmar contrato presencial
A153	Afiliar a Servicios de Salud Outsourcing
A162	Informar fecha de inicio Tecnología

Tabla 4.37: Estructura proceso 4

Diseño del cuarto proceso de negocio CP (IDSol=4)	
NM	Descripción Actividad alternativa
A12	Validar existencia cargo manual
A22	Solicitar autorización director área, automática
A32	Tramitar transferencia desde otra área, automática
A42	Publicar vacante, outsourcing
A52	Recolectar CV automática
A62	Filtrar automático CV de acuerdo a necesidades
A72	Realizar visita domiciliaria mediada por tecnología
A82	Realizar entrevista mediada por tecnología
A92	Realizar pruebas psicométricas mediada por tecnología
A101	Consolidar resultados visita, entrevista, pruebas. Manual
A113	Valorar por jefe inmediato Outsourcing
A122	Crear lista priorizada de candidatos Tecnología
A131	Definir candidato Manual
A143	Firmar contrato Outsourcing
A152	Afiliar a Servicios de Salud Tecnología
A161	Informar fecha de inicio Manual

Tabla 4.38: Estructura proceso 5

<b>Diseño del quinto proceso de negocio CP (IDSol=5)</b>	
<b>NM</b>	<b>Descripción Actividad alternativa</b>
<b>A12</b>	Validar existencia cargo manual
<b>A21</b>	Solicitar autorización director área, manual
<b>A33</b>	Tramitar transferencia desde otra área, outsourcing
<b>A42</b>	Publicar vacante, outsourcing
<b>A51</b>	Recolectar CV manual
<b>A63</b>	Filtrar outsourcing CV de acuerdo a necesidades
<b>A72</b>	Realizar visita domiciliaria mediada por tecnología
<b>A82</b>	Realizar entrevista mediada por tecnología
<b>A92</b>	Realizar pruebas psicométricas mediada por tecnología
<b>A102</b>	Consolidar resultados visita, entrevista, pruebas. Tecnología
<b>A113</b>	Valorar por jefe inmediato Outsourcing
<b>A123</b>	Crear lista priorizada de candidatos Outsourcing
<b>A133</b>	Definir candidato Outsourcing
<b>A143</b>	Firmar contrato Outsourcing
<b>A153</b>	Afiliar a Servicios de Salud Outsourcing
<b>A163</b>	Informar fecha de inicio Outsourcing

Tabla 4.39: Estructura proceso 6

<b>Diseño del sexto proceso de negocio CP (IDSol=6)</b>	
<b>NM</b>	<b>Descripción Actividad alternativa</b>
A12	Validar existencia cargo manual
A21	Solicitar autorización director área, manual
A33	Tramitar transferencia desde otra área, outsourcing
A42	Publicar vacante, outsourcing
A51	Recolectar CV manual
A63	Filtrar outsourcing CV de acuerdo a necesidades
A72	Realizar visita domiciliaria mediada por tecnología
A82	Realizar entrevista mediada por tecnología
A92	Realizar pruebas psicométricas mediada por tecnología
A102	Consolidar resultados visita, entrevista, pruebas. Tecnología
A112	Valorar por jefe inmediato Tecnología
A122	Crear lista priorizada de candidatos Tecnología
A132	Definir candidato Manual Tecnología
A143	Firmar contrato Outsourcing
A152	Afiliar a Servicios de Salud Tecnología
A161	Informar fecha de inicio Manual

Tabla 4.40: Estructura proceso 7

Diseño del séptimo proceso de negocio CP (IDSol=7)	
NM	Descripción Actividad alternativa
A12	Validar existencia cargo manual
A21	Solicitar autorización director área, manual
A33	Tramitar transferencia desde otra área, outsourcing
A42	Publicar vacante, outsourcing
A51	Recolectar CV manual
A63	Filtrar outsourcing CV de acuerdo a necesidades
A72	Realizar visita domiciliaria mediada por tecnología
A81	Realizar entrevista presencial
A93	Realizar pruebas psicométricas mediada por outsourcing
A102	Consolidar resultados visita, entrevista, pruebas. Tecnología
A112	Valorar por jefe inmediato Tecnología
A122	Crear lista priorizada de candidatos Tecnología
A132	Definir candidato Manual Tecnología
A142	Firmar contrato Tecnología
A152	Afiliar a Servicios de Salud Tecnología
A162	Informar fecha de inicio Tecnología

Tabla 4.41: Estructura proceso 8

<b>Diseño del octavo proceso de negocio CP (IDSol=8)</b>	
<b>NM</b>	<b>Descripción Actividad alternativa</b>
A12	Validar existencia cargo manual
A22	Solicitar autorización director área, automática
A32	Tramitar transferencia desde otra área, automática
A42	Publicar vacante, outsourcing
A52	Recolectar CV automática
A62	Filtrar automático CV de acuerdo a necesidades
A72	Realizar visita domiciliaria mediada por tecnología
A82	Realizar entrevista mediada por tecnología
A92	Realizar pruebas psicométricas mediada por tecnología
A101	Consolidar resultados visita, entrevista, pruebas. Manual
A111	Valorar por jefe inmediato Manual
A121	Crear lista priorizada de candidatos Manual
A131	Definir candidato Manual
A143	Firmar contrato Outsourcing
A153	Afiliar a Servicios de Salud Outsourcing
A163	Informar fecha de inicio Outsourcing

Tabla 4.42: Estructura proceso 9

Diseño del noveno proceso de negocio CP (IDSol=9)	
NM	Descripción Actividad alternativa
A12	Validar existencia cargo manual
A21	Solicitar autorización director área, manual
A33	Tramitar transferencia desde otra área, outsourcing
A42	Publicar vacante, outsourcing
A51	Recolectar CV manual
A63	Filtrar outsourcing CV de acuerdo a necesidades
A72	Realizar visita domiciliaria mediada por tecnología
A81	Realizar entrevista presencial
A92	Realizar pruebas psicométricas mediada por tecnología
A102	Consolidar resultados visita, entrevista, pruebas. Tecnología
A112	Valorar por jefe inmediato Tecnología
A122	Crear lista priorizada de candidatos Tecnología
A132	Definir candidato Manual Tecnología
A142	Firmar contrato Tecnología
A152	Afiliar a Servicios de Salud Tecnología
A162	Informar fecha de inicio Tecnología

Tabla 4.43: Estructura proceso 10

<b>Diseño del décimo proceso de negocio CP (IDSol=10)</b>	
<b>NM</b>	<b>Descripción Actividad alternativa</b>
A12	Validar existencia cargo manual
A22	Solicitar autorización director área, automática
A32	Tramitar transferencia desde otra área, automática
A42	Publicar vacante, outsourcing
A52	Recolectar CV automática
A62	Filtrar automático CV de acuerdo a necesidades
A72	Realizar visita domiciliaria mediada por tecnología
A82	Realizar entrevista mediada por tecnología
A92	Realizar pruebas psicométricas mediada por tecnología
A101	Consolidar resultados visita, entrevista, pruebas. Manual
A113	Valorar por jefe inmediato Outsourcing
A122	Crear lista priorizada de candidatos Tecnología
A131	Definir candidato Manual
A143	Firmar contrato Outsourcing
A153	Afiliar a Servicios de Salud Outsourcing
A163	Informar fecha de inicio Outsourcing

#### 4.4.1 OPTIMIZACIÓN PROCESO CP EMPRESA 2

El desarrollo de los experimentos para optimizar el proceso de negocio de Contratación de Personal para la Empresa 2, es de mayor complejidad debido al requerimiento de manipular cuarenta y dos actividades, cada una con tres posibles alternativas. Esto establece, que la plataforma de optimización debe manejar un individuo representado por un vector de dígitos binarios de 126 posiciones, y un espacio de soluciones de  $3^{42}$  posibles diseños del proceso de negocio de CP. El cálculo de los valores de los factores para evaluar cada una de las funciones objetivo, se realizó de igual forma que para la Empresa 3. Adicionalmente, la Empresa 2 solicitó, abstenerse de utilizar las descripciones de sus actividades alternativas, por lo cual se utilizaran solo los equivalentes nemónicos que indican el número de la actividad y su respectiva alternativa.

Se realizan cien (100) experimentos, segmentados en grupos de 10, variando el número de generaciones entre 200, 2000, y 5000, la probabilidad de mutación entre 0.000793651, 0.000862069, 0.000943396, 0.001041667, 0.001098901, 0.001315789, 0.00862069, y 0.009433962. Igual que en caso anterior, se utiliza una probabilidad de cruce del ochenta y cinco por ciento, un tamaño de población mínimo de doce (12) y máximo de cuarenta y ocho (48) individuos, generando las mejores propuestas de diseños del proceso CP presentadas en la tabla 4.44. En la misma, se muestra que el mejor diseño está presente en el cincuenta por ciento de los Frentes de Pareto generados.

Utilizando igual estrategia que para la Empresa 3, se determina la falta de utilización de las alternativas de solución A151, A191, A221, A233, A251, A263, A281, A293, A311, A323, A333, A351, A381, y A411. Este resultado parcial, se podría utilizar en una nueva fase de optimización de este proceso, considerando solo las actividades restantes, con el propósito de disminuir la complejidad.

Tabla 4.44: Clasificación por frecuencia de las soluciones

<b>RELACIÓN FRECUENCIA OBJETIVOS</b>				
<b>IDSol</b>	<b>FREC</b>	<b>FCOST</b>	<b>FSOST</b>	<b>FDUR</b>
1	50	2333.62801	246.241335	1368.32547
2	15	2577.94489	248.329945	1326.08197
3	13	2214.71348	240.369467	1328.74255
4	9	2225.46485	247.943898	1350.58845
5	9	2331.0317	244.967362	1290.20144
6	8	2006.99301	239.997082	1481.36025
7	8	2246.70918	247.470159	1365.01564
8	8	2259.44834	246.515305	1279.89309
9	7	1963.57576	237.436239	1467.80678
10	7	1988.03606	239.451558	1446.07586

Debido a la limitante de abstenerse de utilizar las descripciones de las actividades alternativas, en las tablas 4.45 a 4.47 se presenta la estructura de las tres (3) mejores soluciones, utilizando los nemónicos establecidos.

Tabla 4.45: Diseño equivalente del mejor proceso CP

Estructura del mejor diseño de proceso CP para la empresa 2 (IDSol=1)																					
A12	A21	A33	A42	A51	A63	A72	A81	A93	A102	A111	A123	A132	A141	A153	A162	A172	A181	A193	A202	A211	
A223	A232	A241	A253	A262	A271	A283	A292	A301	A313	A322	A332	A341	A353	A362	A371	A383	A392	A401	A413	A422	

Tabla 4.46: Diseño equivalente del segundo proceso CP

Estructura del segundo diseño de proceso CP para la empresa 2 (IDSol=2)																					
A11	A21	A31	A41	A51	A61	A71	A81	A91	A101	A111	A121	A131	A141	A153	A162	A172	A181	A193	A202	A211	
A223	A232	A241	A253	A262	A271	A283	A292	A301	A313	A322	A332	A341	A353	A362	A371	A383	A392	A401	A413	A422	

Tabla 4.47: Diseño equivalente del tercer proceso CP

Estructura del tercer diseño de proceso CP para la empresa 2 (IDSol=3)																					
A12	A22	A32	A42	A52	A62	A72	A82	A92	A102	A112	A122	A132	A142	A152	A162	A172	A182	A192	A202	A212	
A222	A232	A242	A252	A262	A272	A282	A292	A302	A312	A322	A332	A342	A352	A362	A372	A382	A392	A402	A412	A422	

## CAPÍTULO 5

# CONCLUSIONES

---

Se ha implementado un modelo, cuyo elemento clave es una plataforma de optimización multi-objetivo de procesos de negocio, en la cual se considera tres objetivos en conflicto, el costo, la duración y la sostenibilidad para cada una de las actividades componentes del mismo. El caso de incluir una función objetivo de sostenibilidad, diferencia este trabajo de los referenciados, buscando una forma cuantitativa de medir la sostenibilidad como resultado de explorar la experiencia de ejecutivos exitosos, con un instrumento para recolectar el impacto de distintos factores que, en conjunto, podrían cuantificar la sostenibilidad de una actividad, componente de un proceso de negocio. Se realiza un experimento con el propósito de crear un modelo predictivo de la sostenibilidad y se obtiene como resultado un modelo de aprendizaje de máquina que predice la sostenibilidad de una actividad de un proceso de negocio, mediante la estimación de los factores identificados. Los experimentos realizados producen una medida cuantitativa de la sostenibilidad, que al comparar con los resultados para el caso particular del proceso de Oferta de Vestido (OV), y el de Contratación de personal (CP) para la Empresa 3 se valida su utilización.

Como evidencia del cumplimiento del objetivo general planteado en el capítulo uno, se realiza una verificación de cada una de los productos desarrollados y asociados a los objetivos particulares. El correspondiente a realizar un estudio y diagnóstico

sobre los atributos y factores estructurales de los procesos de negocio efectivos que influyen positivamente en el éxito empresarial; se cumplió con la determinación de los atributos de las actividades componentes de los procesos de negocio trabajados como casos, como también con la identificación de factores que impactan la sostenibilidad, utilizando el instrumento enviado a los ejecutivos de empresas exitosas. El segundo objetivo, correspondiente a desarrollar experimentos computacionales para seleccionar o crear funciones objetivo y restricciones, de acuerdo a los aspectos relevantes identificados; se logró con la construcción e implementación de la función objetivo de sostenibilidad, y la adecuación de las funciones objetivo de costo y duración para el proceso de optimización. El siguiente objetivo, que indica diseñar e implementar la plataforma de optimización de procesos de negocio para generar diseños óptimos de procesos de negocio; se concreta con la disponibilidad de la plataforma o herramienta para generar los diseños de los procesos de negocio asociados a los casos de OV y CP. Seguidamente, el objetivo que en su enunciado establece, efectuar experimentos computacionales con la plataforma para generar diseños del proceso de negocio optimizados; se evidencia con los diseños de los procesos de negocio generados para los casos de OV y CP especificados en los numerales 4.3 y 4.4.

El modelo de optimización multi-objetivo genera los mejores diseños de procesos de negocio para el proceso OV como se concreta en el capítulo de resultados. Luego de la validación del modelo con el caso de control para el proceso OV, este se utiliza en la experimentación para lograr diseños del proceso de negocio de Contratación de Personal (CP) para la Empresa 3 y la Empresa 2. En el proceso del análisis de los resultados se describe un importante aspecto complementario, mediante un análisis transversal de la estructura para representar un individuo, que permite determinar; actividades alternativas que siempre están ausentes en los conjuntos de soluciones o frentes de Pareto. Lo anterior, permite reducir el tamaño del vector que representa el individuo o proceso de negocio, para mejorar el proceso de solución utilizando una nueva representación de menor tamaño, que implica disminución de la complejidad. Esto constituye la base conceptual para iniciar un estudio, que

considere una nueva estructura del modelo, en que se realice experimentación para definir las actividades alternativas, o estructura de representación del individuo, y luego generar los diseños optimizados del proceso de negocio, con un menor nivel de complejidad, que contribuiría a lograr una mejor solución.

En síntesis, los resultados consignados muestran la efectividad del modelo de optimización multi-objetivo, en hallar un conjunto de soluciones no dominadas equivalentes al óptimo real de Pareto, para los casos del proceso OV y del proceso CP para la empresa 3. Para el caso de la Empresa 2 se logra obtener una solución muy cercana al óptimo de Pareto.

La inclusión de un objetivo de sostenibilidad fortalece el mejoramiento continuo del diseño de un proceso de negocio, como se concreta en los resultados al comparar los frentes de Pareto hallados utilizando los objetivos de costo y duración, con los resultados al considerar simultáneamente los objetivos de costo, duración y sostenibilidad.

Se propone como un resultado tangencial, derivado del análisis del comportamiento del modelo incluyendo un objetivo de sostenibilidad, investigar el uso dinámico o evolutivo de los valores resultado del cálculo de los factores para cada función objetivo, en las distintas fases del proceso de optimización multi-objetivo.

Desde la perspectiva de la gestión de negocios, el modelo presenta una oportunidad para explorar la estructura de los procesos de negocio, al considerar las relaciones de todos los interesados (stakeholders), base estratégica para el éxito y supervivencia a largo plazo de una empresa, teniendo en cuenta que lograr las metas estratégicas, no solo se refleja en los reportes de dividendos y pérdidas, sino en obtener una precisa y bien configurada percepción de las operaciones y relaciones, por medio de recolectar información de la contribución al bienestar social, la salud ambiental y una economía justa. En el modelo, estos elementos, se contemplan de forma holística en la inclusión de una función de sostenibilidad, y la participación simultánea de esta, con objetivos de costo, y tiempo de entrega, para el diseño del

---

proceso de negocio, como resultado de técnicas de optimización multi-objetivo. De forma práctica, contribuye a que la comunidad de líderes que guían el mundo, utilicen los negocios como una fuerza para el bienestar general.

Otro aspecto importante a tener en cuenta, es la posibilidad que se brinda a los investigadores de la gestión empresarial, una primera aproximación para el estudio y evaluación de escenarios de procesos, integrados por actividades soportadas por herramientas y tecnologías, para la transformación digital, con proyección de beneficios en todas las dimensiones del negocio.

## APÉNDICE A

# CÓDIGO FUENTE ORIGINAL DE REFERENCIA

---

### A.1 CÓDIGO PYTHON DEL ALGORITMO NSGAI

```
1
2 # Program Name: NSGA-II.py
3 # Description: This is a python implementation of Prof. Kalyanmoy
  Deb's popular NSGA-II algorithm
4 # Author: Haris Ali Khan
5 # Supervisor: Prof. Manoj Kumar Tiwari
6
7 #Importing required modules
8 from math import *
9 from random import *
10 import matplotlib.pyplot as plt
11 import numpy as np
12 import math
13 import random
14
15 #First function to optimize
16 def function1(x):
17 value = -x**2
```

```
18 return value
19
20 #Second function to optimize
21 def function2(x):
22     value = -(x-2)**2
23     return value
24
25 #Function to find index of list
26 def index_of(a, list):
27     for i in range(0, len(list)):
28         if list[i] == a:
29             return i
30     return -1
31
32 #Function to sort by values
33 def sort_by_values(list1, values):
34     sorted_list = []
35     while(len(sorted_list)!=len(list1)):
36         if index_of(min(values), values) in list1:
37             sorted_list.append(index_of(min(values), values))
38             values[index_of(min(values), values)] = float('inf')
39     return sorted_list
40
41 #Function to carry out NSGA-II's fast non dominated sort
42 def fast_non_dominated_sort(values1, values2):
43     S=[[[] for i in range(0, len(values1))]
44     front = [[]]
45     n=[0 for i in range(0, len(values1))]
46     rank = [0 for i in range(0, len(values1))]
47
48     for p in range(0, len(values1)):
49         S[p]=[]
50         n[p]=0
51         for q in range(0, len(values1)):
52             if (values1[p] > values1[q] and values2[p] > values2[q]) or (
                    values1[p] >= values1[q] and values2[p] > values2[q]) or (
```



```
86 distance[k] = distance[k]+ (values1[sorted1[k+1]] - values2[sorted1
    [k-1]])/(max(values1)-min(values1))
87 for k in range(1,len(front)-1):
88 distance[k] = distance[k]+ (values1[sorted2[k+1]] - values2[sorted2
    [k-1]])/(max(values2)-min(values2))
89 return distance
90
91 #Function to carry out the crossover
92 def crossover(a,b):
93 r=np.random.rand()
94 if r>0.5:
95 return mutation((a+b)/2)
96 else:
97 return mutation((a-b)/2)
98
99 #Function to carry out the mutation operator
100 def mutation(solution):
101 mutation_prob = np.random.rand()
102 if mutation_prob <1:
103 solution = min_x+(max_x-min_x)*np.random.rand()
104 return solution
105
106 #Main program starts here
107 pop_size = 20
108 max_gen = 921
109
110 ##Initialization
111 min_x=-55
112 max_x=55
113 solution=[min_x+(max_x-min_x)*np.random.rand() for i in range(0,
    pop_size)]
114 gen_no=0
115 while(gen_no<max_gen):
116 function1_values = [function1(solution[i])for i in range(0,pop_size
    )]
117 function2_values = [function2(solution[i])for i in range(0,pop_size
```

```
    )]
118 non_dominated_sorted_solution = fast_non_dominated_sort(
    function1_values[:],function2_values[:])
119 print("The best front for Generation number ",gen_no, " is")
120 for valuez in non_dominated_sorted_solution[0]:
121 solredon=round(solution[valuez],3)
122 print(solredon," ")
123 ## print(solredon,end=" ")
124 print("\n")
125 crowding_distance_values=[]
126 for i in range(0,len(non_dominated_sorted_solution)):
127 crowding_distance_values.append(crowding_distance(function1_values
    [:],function2_values[:],non_dominated_sorted_solution[i][:]))
128 solution2 = solution[:]
129 #Generating offsprings
130 while(len(solution2)!=2*pop_size):
131 a1 = np.random.randint(0,pop_size-1)
132 b1 = np.random.randint(0,pop_size-1)
133 solution2.append(crossover(solution[a1],solution[b1]))
134 function1_values2 = [function1(solution2[i])for i in range(0,2*
    pop_size)]
135 function2_values2 = [function2(solution2[i])for i in range(0,2*
    pop_size)]
136 non_dominated_sorted_solution2 = fast_non_dominated_sort(
    function1_values2[:],function2_values2[:])
137 crowding_distance_values2=[]
138 for i in range(0,len(non_dominated_sorted_solution2)):
139 crowding_distance_values2.append(crowding_distance(
    function1_values2[:],function2_values2[:],
    non_dominated_sorted_solution2[i][:]))
140 new_solution= []
141 for i in range(0,len(non_dominated_sorted_solution2)):
142 non_dominated_sorted_solution2_1 = [index_of(
    non_dominated_sorted_solution2[i][j],
    non_dominated_sorted_solution2[i] ) for j in range(0,len(
    non_dominated_sorted_solution2[i]))]
```

```
143 front22 = sort_by_values(non_dominated_sorted_solution2_1[:,
    crowding_distance_values2[i][:])
144 front = [non_dominated_sorted_solution2[i][front22[j]] for j in
    range(0, len(non_dominated_sorted_solution2[i]))]
145 front.reverse()
146 for value in front:
147 new_solution.append(value)
148 if(len(new_solution)==pop_size):
149 break
150 if (len(new_solution) == pop_size):
151 break
152 solution = [solution2[i] for i in new_solution]
153 gen_no = gen_no + 1
154
155 #Lets plot the final front now
156 function1 = [i * -1 for i in function1_values]
157 function2 = [j * -1 for j in function2_values]
158 plt.xlabel('Function 1', fontsize=15)
159 plt.ylabel('Function 2', fontsize=15)
160 plt.scatter(function1, function2)
161 plt.show()
```

Listing A.1: codigopython

## APÉNDICE B

# IMAGEN DEL INSTRUMENTO PARA RECOLECTAR DATOS

---

## B.1 FACTORES DE SOSTENIBILIDAD PARA UN PROCESO DE NEGOCIO

## Sostenibilidad de procesos de negocio

El presente estudio tiene el objetivo de identificar los factores que impactan positivamente en la sostenibilidad de una empresa o negocio. Esto, para disponer de la base experimental que permita determinar las características o atributos relacionados que debe tener una actividad, componente de un proceso de negocio, para lograr un diseño optimizado del mismo. Al mencionar el diseño optimizado de un proceso de negocio, se hace referencia a la necesidad de cuantificar los valores de los atributos que definen un proceso de negocio, el cual impacta positivamente en la rentabilidad, retención de clientes, calidad del producto o servicio, satisfacción de los empleados, etc. Teniendo en cuenta lo anterior, y su experiencia como directivo de una empresa exitosa lo invitamos a participar en la definición de un estimado de los parámetros o factores que impactan positivamente en la sostenibilidad empresarial.

A continuación, encontrará una lista de factores, creada a partir de resultados de investigación (artículos, "Explanatory Factors of Integrated Sustainability and Financial Reporting" y " Factors Affecting Entrepreneurship and Business Sustainability") con el propósito de que estime o califique con una escala de valores de uno a diez, seleccionando el mayor valor para los factores que considere de mayor impacto en la consecución de la sostenibilidad. Se propone diez factores, y se debe seleccionar un único valor para cada uno en orden de preferencia, u orden de impacto, 1 menor y 10 mayor impacto. Esto indica que solo debe escoger/seleccionar un valor por cada factor, el cual no puede ser igual a ninguno de los previamente marcado. Si considera que usted puede proponer uno importante que no se ha tenido en cuenta, tendrá la opción de proponer uno nuevo; ingresando el nombre en la fila denominada "Propuesta de factor". Este nuevo factor implica escoger el valor u orden para este, de tal manera que se tendrá un orden de mayor a menor impacto de diez (10) a cero (0). Cualquier percepción difusa sobre la definición o significado de cada factor, se puede eliminar posicionando el cursor sobre el nombre del mismo. Esta acción permitirá mostrar la definición que el investigador utiliza.

### Factores

Seleccionar un valor diferente (en el rango de 1 a 10) para cada factor, teniendo en cuenta que escoger mayor valor significa **mayor impacto** en mantener/lograr la sostenibilidad del proceso de negocio. Si decide ingresar un nuevo factor, debería incluirlo como primera acción. Esto, habilitará escoger los impactos en el rango de 0 a 10. De todas formas, también puede corregir antes de presionar el **botón de enviar**.

Factor	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Gestión del negocio	<input type="radio"/>										
Liderazgo	<input type="radio"/>										
Ética	<input type="radio"/>										
Inteligencia Competitiva	<input type="radio"/>										
Satisfacción por el trabajo	<input type="radio"/>										
Motivación	<input type="radio"/>										
Margen Operacional	<input type="radio"/>										
Productividad/efectividad personal	<input type="radio"/>										
Empatía	<input type="radio"/>										
Mejoramiento continuo	<input type="radio"/>										
Propuesta de factor	<input type="radio"/>										

◀
▶

Si propuso un factor en el cuadro anterior, digite su significado en el siguiente cuadro:

Redacte aquí la definición del factor propuesto

Presione aquí para enviar su respuesta.

Figura B.1: Instrumento Sostenibilidad de procesos de negocio

## APÉNDICE C

# DESARROLLO MODELO FUNCIÓN DE SOSTENIBILIDAD

---

## C.1 CÓDIGO PYTHON REGRESIÓN MÚLTIPLE

```
1
2 # Program Name: regrlmult_def
3 # Description: Desarrollo para un modelo de regresion multiiple
4 # Author: Rafael Cabeza Gordillo
5 #
6 """
7 %
8 REGRESI N LINEAL M LTIPLE
9 Esta es una primera exploraci n.
10 """
11 # Librer as requeridas
12 import csv
13 import matplotlib.pyplot as plt
14 import pandas as pd
15 import pylab as pl
16 import numpy as np
17 import scipy.optimize as opt
18 from sklearn import preprocessing
```

```
19 from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score
20 import math
21 # CARGAR LOS DATOS DE ENTRENAMIENTO
22 X_df = pd.read_csv("trainnew_set.csv")
23 print('Encabezado: ', X_df.head())
24 # IDENTIFICAR LAS VARIABLES INDEPENDIENTES EN EL CONJUNTO DE DATOS
25 X_train_df = X_df[['GETNEG', 'LID', 'ETICA', 'INTECOM', 'SATISFWK', '
    MARG_OP', 'PRODU', 'MOTIV', 'EMPAT', 'MEJ_CONT']]
26 # IDENTIFICAR LA VARIABLE DEPENDIENTE EN EL CONJUNTO DE DATOS
27 X_df['SOST'] = X_df['SOST'].astype('float64')
28 y_train_df=X_df['SOST']
29 # CARGAR DATOS DE PRUEBA
30 t_df = pd.read_csv("testnew_set.csv")
31 # IDENTIFICAR LAS VARIABLES INDEPENDIENTES EN EL CONJUNTO DE DATOS
    DE PRUEBA
32 X_test_df = t_df[['GETNEG', 'LID', 'ETICA', 'INTECOM', 'SATISFWK', '
    MARG_OP', 'PRODU', 'MOTIV', 'EMPAT', 'MEJ_CONT']]
33 # IDENTIFICAR LA VARIABLE DEPENDIENTE EN EL CONJUNTO DE DATOS DE
    PRUEBA
34 t_df['SOST'] = t_df['SOST'].astype('float64')
35 y_test_df=t_df['SOST']
36 # COMBIERTE A ARREGLOS DATOS DE ENTRENAMIENTO
37 X_train = np.asarray(X_train_df[['GETNEG', 'LID', 'ETICA', 'INTECOM', '
    SATISFWK', 'MARG_OP', 'PRODU', 'MOTIV', 'EMPAT', 'MEJ_CONT']])
38 print('V.Independ entrena: ', X_train[0:5])
39 y_train = np.asarray(y_train_df)
40 print('V.Dependiente entrena: ', y_train[0:5])
41 # COMBIERTE A ARREGLOS DATOS PRUEBA
42 X_test = np.asarray(X_test_df[['GETNEG', 'LID', 'ETICA', 'INTECOM', '
    SATISFWK', 'MARG_OP', 'PRODU', 'MOTIV', 'EMPAT', 'MEJ_CONT']])
43 print('V.Independ prueba: ', X_test[0:5])
44 y_test = np.asarray(y_test_df)
45 print('V.Dependiente prueba: ', y_test[0:5])
46 #
47 # VERIFICACION DE LA ESTRUCTURA DE LOS ARREGLOS DE ENTRENO Y PRUEBA
48 #
```

```
49 print('Forma de X_train: ',X_train.shape)
50 ## Forma de y_train
51 print('Forma y_train: ',y_train.shape)
52 print('Forma de X_test: ',X_test.shape)
53 print('Forma y_test: ',y_test.shape)
54 # preprocesamiento para el archivo de entrenamiento y prueba.
55 X_train= preprocessing.StandardScaler().fit(X_train).transform(
    X_train)
56 # Muestra contenido del conjunto de entrenamiento
57 #print('Conjunto de entreno: ', X_train[0:5])
58 X_test= preprocessing.StandardScaler().fit(X_test).transform(X_test
    )
59 # Muestra contenido de conjuntode prueba
60 # print('Conjunto de prueba: ', X_test[0:5])
61 ## CARGAR HERRAMIENTA PARA GENERAR MODELO
62 #
63 from sklearn import linear_model
64 # SELECCIONAR MODELO
65 regr = linear_model.LinearRegression()
66 # ENTRENAMIENTO DEL MODELO CON DATOS DE ENTRENAMIENTO
67 regr.fit(X_train, y_train)
68 # GENERAR PREDICCIONES CON EL CONJUNTO DE PRUEBA
69 y_predict = regr.predict(X_test)
70 # MOSTRAR LOS COEFICIENTES DEL MODELO DE REGRESION MULTIPLE
71 print('COEFICIENTES: \n', regr.coef_)
72 # MOSTRAR EL ERROR CUADRATICO MEDIO
73 print('Error cuadr tico medio (Mean squared error): %.8f'
74 % mean_squared_error(y_test, y_predict))
75 # MOSTRAR EL RMSE
76 print('La Raiz del Error cuadr tico medio (Root Mean squared error
    ): %.8f'
77 % np.sqrt(mean_squared_error(y_test, y_predict)))
78 # The coefficient of determination: 1 is perfect prediction
79 # MOSTRAR EL COEFICIENTE DE DETERMINACION
80 print('Coeficiente de determinaci n (Coefficient of determination)
    : %.8f'
```

```
81 % r2_score(y_test, y_predict))
82
83 # CONTRASTE PUNTOS DE CONJUNTO DE PRUEBA VS LA FUNCION DE
    SOSTENIBILIDAD
84 plt.scatter(X_test[:,0], y_test, color='black')
85 plt.plot(X_test[:,0], y_predict, color='blue', linewidth=1)
86
87 plt.xticks(())
88 plt.yticks(())
89
90 plt.show()
91 # Medidas de error y exactitud del modelo
92 print("Mean absolute error: %.8f" % np.mean(np.absolute(y_predict -
    y_test)))
93 print("Residual sum of squares (MSE): %.8f" % np.mean((y_predict -
    y_test) ** 2))
94 print("R2-score: %.8f" % r2_score(y_predict , y_test) )
```

Listing C.1: codigopython

## APÉNDICE D

# EXPERIMENTACIÓN CON MODELOS DE ML

---

## D.1 CÓDIGO PYTHON

```
1
2 # Program Name: prysostokm
3 # Description: Experimentaci n con modelos de ML.
4 # Author: Rafael Cabeza Gordillo
5 #
6 %
7 # EXPLORACION DE MODELOS DE ML CON PYCARET
8 #
9 # Librer as
10 import pandas as pd
11 # ##### CARGA DATOS COMPLETOS
12 datot_df = pd.read_csv("datos_fact_sost_completo_v6.csv")
13 datot_df.shape
14 # Particiona el conjunto de datos
15 data = datot_df.sample(frac=0.9, random_state=786)
16 data_unseen = datot_df.drop(data.index)
17 data.reset_index(drop=True, inplace=True)
18 data_unseen.reset_index(drop=True, inplace=True)
```

```
19 print('Datos para Modelar: ' + str(data.shape))
20 print('Datos para validar ' + str(data_unseen.shape))
21 # Carga libreria de Pycaret
22 from pycaret.regression import *
23 exp_reg102 = setup(data = data, target = 'SOST', session_id=123,
24 normalize = True, transformation = True, transform_target = True,
25 combine_rare_levels = True, rare_level_threshold = 0.05,
26 remove_multicollinearity = True, multicollinearity_threshold =
    0.95,
27 log_experiment = True, experiment_name = 'sosteok')
28
29 # Compara los tres mejores modelos
30 top3 = compare_models(exclude = ['ransac'], n_select = 3, round=8)
31 type(top3)
32 # Muestra los modelos y sus parametros
33 print(top3)
34 # CREA EL MODELO CON DEFAULTS - Bayesian Ridge
35 br = create_model('br', round = 8)
36 # Prueba varios parametros adicionales
37 br2 = create_model('br', fold = 10, round=8)
38 # CREA EL MODELO CON DEFAULTS - lr
39 lr = create_model('lr', round = 8)
40 # CREA EL MODELO CON DEFAULTS - Ridge
41 ridge = create_model('ridge', round = 8)
42 # CREA EL MODELO CON DEFAULTS - Huber
43 huber = create_model('huber', round = 8)
44 # CREA EL MODELO CON DEFAULTS - lightgbm
45 mlightgbm = create_model('lightgbm', round = 8)
46 # Muestra los parametros de los modelos
47 print(br)
48 print(lr)
49 print(ridge)
50 print(huber)
51 # Crea modelos afinando los hiper parametros
52 tuned_br = tune_model(br, round=8)
53 tuned_mlightgbm = tune_model(mlightgbm, round=8)
```

```
54 # Muestra gráfico de uno de los modelos.
55 interpret_model(tuned_mlightgbm, plot = 'reason', observation = 20)
56 tuned_lr = tune_model(lr, round=8)
57 tuned_ridge = tune_model(ridge, round=8)
58 tuned_huber = tune_model(huber, round=8)
59 # MUESTRA EL ERROR RESIDUAL DEL MODELO br
60 plot_model(tuned_br)
61 # MUESTRA EL ERROR RESIDUAL DEL MODELO lr
62 plot_model(tuned_lr)
63 # MUESTRA EL ERROR RESIDUAL DEL MODELO Ridge
64 plot_model(tuned_ridge)
65 # MUESTRA EL ERROR RESIDUAL DEL MODELO Huber
66 plot_model(tuned_huber)
67 # MUESTRA EL ERROR RESIDUAL DEL MODELO tuned_mlightgbm
68 plot_model(tuned_mlightgbm)
69 # Gráfica del error del modelo br ajustado o tune.
70 plot_model(tuned_br, plot = 'error')
71 # Gráfica del error del modelo lr ajustado o tune.
72 plot_model(tuned_lr, plot = 'error')
73 # Gráfica del error del modelo ridge ajustado o tune.
74 plot_model(tuned_ridge, plot = 'error')
75 # Gráfica del error del modelo huber ajustado o tune.
76 plot_model(tuned_huber, plot = 'error')
77 # Muestra las características del modelo ajustado
78 plot_model(tuned_br, plot='feature')
79 plot_model(tuned_lr, plot='feature')
80 plot_model(tuned_ridge, plot='feature')
81 plot_model(tuned_huber, plot='feature')
82 plot_model(tuned_mlightgbm, plot = 'error')
83 # Muestra los parámetros
84 plot_model(tuned_br, plot = 'parameter')
85 plot_model(tuned_lr, plot = 'parameter')
86 plot_model(tuned_ridge, plot = 'parameter')
87 plot_model(tuned_huber, plot = 'parameter')
88 plot_model(tuned_mlightgbm, plot = 'parameter')
89 # Integración de modelos con Bagging
```

```
90 esemb_tuned_br = ensemble_model(tuned_br, round=8)
91 esemb_tuned_lr = ensemble_model(tuned_lr, round=8)
92 esemb_tuned_ridge = ensemble_model(tuned_ridge, round=8)
93 esemb_tuned_huber = ensemble_model(tuned_huber, round=8)
94 esemb_tuned_mlightgbm = ensemble_model(tuned_mlightgbm, round=8)
95 # MUESTRA EL RESIDUAL DE LOS MODELOS
96 plot_model(esemb_tuned_br)
97 plot_model(esemb_tuned_lr)
98 plot_model(esemb_tuned_ridge)
99 plot_model(esemb_tuned_huber)
100 plot_model(esemb_tuned_mlightgbm)
101 # Revisar los parametros del modelo ensamblado
102 print(esemb_tuned_br)
103 # Integrar con Boosting
104 mboosted_br = ensemble_model(tuned_br, method = 'Boosting', round
    =8)
105 mboosted_lr = ensemble_model(tuned_lr, method = 'Boosting', round
    =8)
106 mboosted_ridge = ensemble_model(tuned_ridge, method = 'Boosting',
    round=8)
107 mboosted_huber = ensemble_model(tuned_huber, method = 'Boosting',
    round=8)
108 mboosted_tuned_mlightgbm = ensemble_model(tuned_mlightgbm, method =
    'Boosting', round=8)
109 # MUESTRA EL RESIDUAL DE LOS MODELOS GENERADOS CON BOOSTING
110 plot_model(mboosted_br)
111 plot_model(mboosted_lr)
112 # Gráfica del error del modelo
113 plot_model(mboosted_br, plot = 'error')
114 plot_model(mboosted_lr, plot = 'error')
115 # muestra los parametros
116 print(mboosted_br)
117 print(mboosted_lr)
118 print(mboosted_ridge)
119 print(mboosted_huber)
120 print(mboosted_tuned_mlightgbm)
```

```
121 # Mescla modelos sin tener en cuenta el orden.
122 blendedm = blend_models(estimator_list = [br, lr, ridge, huber],
    round=8)
123 # Combinaci n de tres modelos
124 blender_top3 = blend_models(top3, round=8)
125 # Combinaci n de dos modelos
126 blendedm = blend_models(estimator_list = [br, huber], round=8)
127 # Creacion de modelos con pila. Tiene en cuenta el orden.
128 stacker = stack_models(top3, round=8)
129 # Creacion de modelos con pila y meta modelo. Tiene en cuenta el
    orden.
130 stacker1 = stack_models(top3, meta_model = mlightgbm, round = 8)
131 stacker2 = stack_models(top3, meta_model = tuned_mlightgbm, round =
    8)
132 stacker3 = stack_models([br,lr,ridge,huber], meta_model = mlightgbm
    , round=8)
133 stacker4 = stack_models([br,lr,ridge,huber], meta_model =
    tuned_mlightgbm, round=8)
134 stacker5 = stack_models([huber,lr,ridge,br], meta_model = mlightgbm
    , round=8)
135 stacker6 = stack_models([lr,huber,br,ridge], meta_model = mlightgbm
    , round=8)
136 # ERROR RESIDUAL
137 plot_model(stacker1)
138 plot_model(stacker2)
139 plot_model(stacker3)
140 plot_model(stacker4)
141 plot_model(stacker5)
142 plot_model(stacker6)
143 # ERROR DEL MODELO EN LA PREDICCI N
144 plot_model(stacker1, plot = 'error')
145 plot_model(stacker2, plot = 'error')
146 plot_model(stacker3, plot = 'error')
147 plot_model(stacker4, plot = 'error')
148 plot_model(stacker5, plot = 'error')
149 plot_model(stacker6, plot = 'error')
```

```
150 # muestra los par metros de modelo con mejores m tricas
151 print(stacker3)
152 # determina el modelo final para guardar, y hacer c lculos
    comprobatorios de la generalizaci n
153 final_model = finalize_model(stacker3)
154 # Genera el modelo final
155 predict_model(final_model, round=8);
156 # Realiza predicciones con el conjunto especial, no considerado ni
    para entreno ni para prueba.
157 unseen_predictions = predict_model(final_model, data=data_unseen,
    round=8)
158 unseen_predictions.head()
159 # Calcula m tricas para el caso de las muestras no conocidas para
    verificar generalizaci n
160 from pycaret.utils import check_metric
161 check_metric(unseen_predictions.SOST, unseen_predictions.Label, 'R2
    ')
162 ##
163 from pycaret.utils import check_metric
164 check_metric(unseen_predictions.SOST, unseen_predictions.Label, 'R2
    ',round=8)
165 #
166 from pycaret.utils import check_metric
167 check_metric(unseen_predictions.SOST, unseen_predictions.Label, '
    MAE',round=8)
168 # Guarda y carga de nuevo el modelo con un nombre especial
169 save_model(final_model,'Final stacker (br,lr,ridge,huber)
    meta_model EQ mlightgbmModel 10Mar2021')
170 saved_final_stacker = load_model('Final stacker (br,lr,ridge,huber)
    meta_model EQ mlightgbmModel 10Mar2021')
171 # Realiza predicciones con el modelo recuperado
172 new_prediction = predict_model(saved_final_stacker, data=
    data_unseen, round=8)
173 # Muestra los datos
174 new_prediction.head()
175 # Calcula R2 para el modelo recuperado
```

```
176 from pycaret.utils import check_metric
177 check_metric(new_prediction.SOST, new_prediction.Label, 'R2', round
    =8)
178 # Calcula MAE para el modelo recuperado
179 from pycaret.utils import check_metric
180 check_metric(new_prediction.SOST, new_prediction.Label, 'MAE', round
    =8)
181 # Calcula RMSLE para el modelo recuperado
182 from pycaret.utils import check_metric
183 check_metric(new_prediction.SOST, new_prediction.Label, 'RMSLE',
    round=8)
184 # Calcula MAPE para el modelo recuperado
185 from pycaret.utils import check_metric
186 check_metric(new_prediction.SOST, new_prediction.Label, 'MAPE',
    round=8)
187 print('TODO OK')
188 # MUESTRA EL RESIDUAL DEL MODELO FINAL
189 plot_model(final_model)
190 # Gráfica del error del modelo FINAL
191 plot_model(final_model, plot = 'error', round=8)
```

Listing D.1: codigopython

# BIBLIOGRAFÍA

---

- [1] , 2002, URL <https://github.com/ChengHust/NSGA-II>.
- [2] , 2010, URL <https://www.gartner.com/it-glossary/business-process/>.
- [3] A.DJEDOVIC, E.ZUNIC, Z.AVDAGIC y A.KARABEGOVIC, «Optimization of business processes by automatic reallocation of resources using the genetic algorithm», en *2016 XI International Symposium on Telecommunications (BIH-TEL)*, págs. 1–7, Oct 2016.
- [4] AGRAWAL, R., D. GUNOPULOS y F. LEYMANN, «Mining process models from workflow logs», *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, **1377 LNCS**, págs. 469–483, cited By 511, 1998, URL <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84890470685&partnerID=40&md5=6b1646f986d196c756dad381edee33a4>.
- [5] ALI, M., «PyCaret: An open source, low-code machine learning library in Python», , 2020.
- [6] AWAD, M. y R. KHANNA, *Efficient learning machines: theories, concepts, and applications for engineers and system designers*, Springer nature, 2015.
- [7] BAO, C., L. XU, E. D. GOODMAN y L. CAO, «A novel non-dominated sorting algorithm for evolutionary multi-objective optimization», *Journal of Computational Science*, **23**, págs. 31–43, 2017.

- 
- [8] BHAWIKA, G. W. y M. SUEF, «Acceleration for the Administration Process of Project Contract in Power Plant Service Company using DMAIC», *Journal of Physics: Conference Series*, **1175**, pág. 012 196, mar 2019, URL <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1175/1/012196>.
- [9] BIEGLER, L., «1. Introduction to Process Optimization», en *Nonlinear Programming*, Society for Industrial and Applied Mathematics, págs. 1–16, jan 2010, URL <https://doi.org/10.1137>.
- [10] BITITCI, U. y D. MUIR, «Business process definition: A bottom-up approach», *International Journal of Operations and Production Management*, **17**(4), págs. 365–374, cited By 24, 1997, URL <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-3543146081&doi=10.11082f01443579710159950&partnerID=40&md5=3c9c2663a99196cf27c27f153f0109dd>.
- [11] BITITCI, U. S. y D. MUIR, «Business process definition: a bottom-up approach», *International Journal of Operations & Production Management*, **17**(4), págs. 365–374, apr 1997, URL <https://doi.org/10.11082F01443579710159950>.
- [12] BOWMAN, M., L. BRIAND y Y. LABICHE, «Solving the class responsibility assignment problem in object-oriented analysis with multi-objective genetic algorithms», *IEEE Transactions on Software Engineering*, **36**(6), págs. 817–837, cited By 76, 2010, URL <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-78649786580&doi=10.11092fTSE.2010.70&partnerID=40&md5=a3b0b59bd3766a6d6e4d2d05b4000381>.
- [13] CASSANDRAS, C. G. y S. LAFORTUNE, *Introduction to discrete event systems*, Springer Science & Business Media, 2009.
- [14] CAVAZZUTI, M., *Optimization Methods From Theory to Design*, Springer Berlin Heidelberg, 2013.

- [15] CHIANDUSSI, G., M. CODEGONE, S. FERRERO y F. VAREGIO, «Comparison of multi-objective optimization methodologies for engineering applications», *Computers and Mathematics with Applications*, **63**(5), págs. 912 – 942, 2012, URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0898122111010406>.
- [16] CHO, M., M. SONG, M. COMUZZI y S. YOO, «Evaluating the effect of best practices for business process redesign: An evidence-based approach based on process mining techniques», *Decision Support Systems*, **104**, págs. 92 – 103, 2017, URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923617301823>.
- [17] CISNEROS ORTIZ, M. O., M. O. CISNEROS ORTIZ *et al.*, «Acumulación de capital y desarrollo regional. Los casos de HYLSA y CEMEX en la configuración regional de Puebla», *BUAP*, 2019.
- [18] DAVENPORT, T. H., *Process innovation - reengineering work through information technology*, Harvard Business Scholl Press, Boston, 1993.
- [19] DEB, K., A. PRATAP, S. AGARWAL y T. MEYARIVAN, «A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II», *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, **6**(2), págs. 182–197, cited By 23128, 2002, URL <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-0036530772&doi=10.11092f4235.996017&partnerID=40&md5=76831106ec37df04361f38a96f7c2508>.
- [20] DESHMUKH, S., M. AGARWAL, S. GUPTA y N. KUMAR, «MOEA for discovering Pareto-optimal process models: an experimental comparison», *International Journal of Computational Science and Engineering*, **21**(3), págs. 446–456, 2020.
- [21] FETTAKA, S., J. THIBAUT y Y. GUPTA, «A new algorithm using front prediction and NSGA-II for solving two and three-objective optimization

- problems», *Optimization and Engineering*, **16**(4), págs. 713–736, cited By 8, 2015, URL <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84945497246&doi=10.10072fs11081-014-9271-9&partnerID=40&md5=99ab53d5833cdc4ef7df6ad02154ae9e>.
- [22] GEORGOULAKOS, K., K. VERGIDIS, G. TSAKALIDIS y N. SAMARAS, «Evolutionary Multi-Objective Optimization of business process designs with pre-processing», en *2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, págs. 897–904, June 2017.
- [23] GOLRANG, A., A. GOLRANG, S. YAYILGAN y O. ELEZAJ, «A novel hybrid ids based on modified NSGAI-ANN and random forest», *Electronics (Switzerland)*, **9**(4), cited By 1, 2020, URL <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85083114057&doi=10.33902felectronics9040577&partnerID=40&md5=89ce1da69da6263ec4a61766d1843d76>.
- [24] GORISSEN, B., I. YANIKOĞLU y D. DEN HERTOOG, «A practical guide to robust optimization», *Omega (United Kingdom)*, **53**, págs. 124–137, cited By 161, 2015, URL <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84922433461&doi=10.10162fj.omega.2014.12.006&partnerID=40&md5=609f6b70f44f0f13c51788f1e958245d>.
- [25] HAMMER, M., «The superefficient company», *Harvard Business Review*, **8**, págs. 82–90, 2001.
- [26] HAMMER, M. y J. CHAMPY, «Reengineering the corporation: A manifesto for business revolution», *Business Horizons*, **36**(5), págs. 90–91, cited By 118, 1993, URL <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-43949165743&doi=10.1016>.
- [27] HOFACKER, I. y R. VETSCHERA, «Algorithmical approaches to business process design», *Computers & Operations Research*, **28**(13), págs. 1253–1275, 2001.

- [28] HOMAIFAR, A., S. GUAN y G. E. LIEPINS, «A new approach on the traveling salesman problem by genetic algorithms», en *Proceedings of the 5th International Conference on Genetic algorithms*, págs. 460–466, 1993.
- [29] KO, R. K. L., «A computer scientist’s introductory guide to business process management (BPM)», *Crossroads*, **15**(4), págs. 11–18, junio 2009, URL <http://doi.acm.org/10.1145/1558897.1558901>.
- [30] KONAK, A., D. COIT y A. SMITH, «Multi-objective optimization using genetic algorithms: A tutorial», *Reliability Engineering and System Safety*, **91**(9), págs. 992–1007, cited By 1772, 2006, URL <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-33745727034&doi=10.10162fj.ress.2005.11.018&partnerID=40&md5=79435e2c998616f1ec29afeb95d11a11>.
- [31] LARRANAGA, P., C. M. H. KUIJPERS, R. H. MURGA, I. INZA y S. DIZDAREVIC, «Genetic algorithms for the travelling salesman problem: A review of representations and operators», *Artificial intelligence review*, **13**(2), págs. 129–170, 1999.
- [32] LÜDEKE-FREUND, F., «Towards a conceptual framework of ‘business models for sustainability’», *Knowledge collaboration & learning for sustainable innovation*, R. Wever, J. Quist, A. Tukker, J. Woudstra, F. Boons, N. Beute, eds., Delft, 2010.
- [33] MAHAMMED, N., S. M. BENSLIMANE y N. HAMDANI, «Evolutionary Multi-objective Optimization of Business Process Designs with MA-NSGAI», en A. Amine, M. Mouhoub, O. Ait Mohamed y B. Djebbar (editores), *Computational Intelligence and Its Applications*, Springer International Publishing, Cham, págs. 341–35, 2018.
- [34] MARLER, R. T. y J. S. ARORA, «Survey of multi-objective optimization methods for engineering», *Structural and multidisciplinary optimization*, **26**(6), págs. 369–395, 2004.

- [35] MEYER, L. y M. T. SCRIMA, «Business process optimization: combining project management and six sigma best practices to better understand and optimize critical business processes», en *PMI global congress proceedings-seattliewashington*, *International Journal of Industry Engineering*, Citeseer, 2006.
- [36] NIAZIAN, M., S. A. SADAT-NOORI y M. ABDIPOUR, «Modeling the seed yield of Ajowan (*Trachyspermum ammi* L.) using artificial neural network and multiple linear regression models», *Industrial Crops and Products*, **117**, págs. 224–234, 2018, URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S092666901830222X>.
- [37] OECD, *OECD SME and Entrepreneurship Outlook 2019*, 2019, URL <https://www.oecd-ilibrary.org/content/publication/34907e9c-en>.
- [38] OLIVER, I., D. SMITH y J. HOLLAND, «A study of permutation crossover operators on the TSP, genetic algorithms and their applications», en *Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms*, págs. 224–230, 1987.
- [39] OLIVER, J., Z. OLIVER y C. CHEN, «Applying lean six sigma to grading process improvement», *International Journal of Lean Six Sigma*, 2019.
- [40] OTZEN, T. y C. MANTEROLA, «Técnicas de Muestreo sobre una Población a Estudio», *International journal of morphology*, **35**(1), págs. 227–232, 2017.
- [41] ROSS JEANNE W, R. D., WEILL PETER, *Enterprise architecture as strategy : creating a foundation for business execution (1st Edition)*, primera edición, Harvard Business School Press, 2006.
- [42] SARNO, R., F. HARYADITA, KARTINI, SARWOSRI y A. S. A, «Business process optimization from single timestamp event log», en *2015 International Conference on Computer, Control, Informatics and its Applications (IC3INA)*, págs. 50–55, Oct 2015.

- [43] SOBHY, D., L. MINKU, R. BAHSOON, T. CHEN y R. KAZMAN, «Run-time evaluation of architectures: A case study of diversification in IoT», *Journal of Systems and Software*, **159**, cited By 2, 2020, URL <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85073076930&doi=10.10162fj.jss.2019.110428&partnerID=40&md5=41b170dc2ef251d4fcf5459237c1af79>.
- [44] TANG, S., Z. CAI y J. ZHENG, «A fast method of constructing the non-dominated set: Arena's principle», págs. 391–395, cited By 26, 2008, URL <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-57649222713&doi=10.11092fICNC.2008.823&partnerID=40&md5=51cc0d8cd80fec7b24d5d31d0542a85c>.
- [45] TIWARI, A., K. VERGIDIS y B. MAJEED, «Evolutionary Multi-objective Optimization of Business Processes», en *2006 IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, págs. 3091–3097, July 2006.
- [46] TIWARI, A., K. VERGIDIS y C. TURNER, «Evolutionary Multi-objective Optimisation of Business Processes», en X.-Z. Gao, A. Gaspar-Cunha, M. Köppen, G. Schaefer y J. Wang (editores), *Soft Computing in Industrial Applications*, 2006.
- [47] TSAKALIDIS, G. y K. VERGIDIS, «Towards a Comprehensive Business Process Optimization Framework», en *2017 IEEE 19th Conference on Business Informatics (CBI)*, tomo 01, págs. 129–134, July 2017.
- [48] TUR-PORCAR, A., N. ROIG-TIERNO y A. LLORCA MESTRE, «Factors affecting entrepreneurship and business sustainability», *Sustainability*, **10**(2), pág. 452, 2018.
- [49] VERGIDIS, K., A. TIWARI, B. MAJEED y R. ROY, «Optimisation of business process designs: An algorithmic approach with multiple objectives», *International Journal of Production Economics*, **109**(1), págs. 105 – 121, special Section on Cost Engineering, 2007, URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527306003562>.

- 
- [50] WHITLEY, L. D., T. STARKWEATHER y D. FUQUAY, «Scheduling Problems and Traveling Salesmen: The Genetic Edge Recombination Operator», en *ICGA*, 1989.
- [51] ZHAO, F., L. HUAN, Y. ZHANG, W. NMA y C. ZHANG, «A Novel Multi-Objective Optimization Algorithm Based on Differential Evolution and NSGA-II», págs. 116–121, cited By 0, 2018, URL <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85054406300&doi=10.11092fCSCWD.2018.8465326&partnerID=40&md5=cf09e5451e9aeef4dfb98783f4359e54>.
- [52] ZITZLER, E., M. LAUMANN y S. BLEULER, «A tutorial on evolutionary multiobjective optimization», en *In Metaheuristics for Multiobjective Optimisation*, Springer-Verlag, págs. 3–38, 2004.

# RESUMEN AUTOBIOGRÁFICO

---

Rafael Cabeza Gordillo

Candidato para obtener el grado de  
Doctorado en Ingeniería  
con Especialidad en Ingeniería de Sistemas

Universidad Autónoma de Nuevo León  
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica

Tesis:

MODELO PARA LA OPTIMIZACIÓN ADAPTATIVA DE PROCESOS DE  
NEGOCIO CON UNA FUNCIÓN OBJETIVO EXPERIMENTAL DE  
SOSTENIBILIDAD

Nacido en Barranquilla Colombia el día 27 de mayo de 1961, hijo de Teresa De Jesús Gordillo Ruiz y Rafael Cabeza Pacheco, con pregrado en Ingeniería de Sistemas y maestría en Gobierno de Tecnologías de la Información realizados en la Universidad del Norte de Barranquilla Colombia. Experiencia docente universitaria, y en la administración de sistemas operativos VM/SP, DOS/VSE, VMS, UNIX, y, AIX, administración de bases de datos Oracle y Rdb, diseño y desarrollo de sistemas de información técnicos utilizados en empresas de generación de energía, coordinación de grupos de soporte técnico, y de desarrollo de software, interventoría de proyectos

---

de implantación de soluciones informáticas, control de calidad en el desarrollo e implantación de sistemas de información, creación de estándares para el desarrollo de software, migración de datos entre diferentes plataformas, planeación y gestión de proyectos de TIC enmarcados en un plan de desarrollo. Desarrollo de especificaciones técnicas para la contratación de soluciones informáticas (hardware, software, redes), y evaluación de propuestas para la adquisición de soluciones completas o elementos de infraestructura informática..