

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA

Facultad de Ingeniería Industrial

Maestría en Investigación de Operaciones y Estadística

INFORME FINAL DE INVESTIGACIÓN

**Modelo DLBP para Coproductos con Metaheurísticas en
la Industria Avícola**

Presentado por:

Daniel Castañeda

Director:

Ing. Eliana Mirledy Ocampo Toro, PhD.

Línea de Investigación:

Optimización y Modelado Matemático



Pereira, Colombia

Enero, 2026

Contents

Resumen	3
Abstract	3
Capítulo 1: Introducción	5
1.1. Contexto del Problema	5
1.2. Relevancia Económica	5
1.3. Justificación del Estudio	5
1.4. Objetivos	5
Objetivo General	5
Objetivos Específicos	6
1.5. Estructura del Documento	6
Capítulo 2: Formulación Matemática del Modelo DLBP	7
2.1. Conjuntos	7
2.2. Parámetros	7
Parámetros Deterministas	7
Modelado de Incertidumbre	7
2.3. Variables de Decisión	7
2.4. Función Objetivo	8
2.5. Restricciones	8
Asignación Única	8
Tiempo de Ciclo	8
Precedencia	8
Zonificación Sanitaria	8
Capítulo 3: Metodología de Solución	9
3.1. Representación de Soluciones	9
Decodificación First-Fit	9
3.2. Algoritmo Genético (GA)	9
Parámetros Calibrados	9
3.3. Búsqueda Tabú (TS)	9
3.4. Algoritmo Híbrido (Memético)	10
Capítulo 4: Diseño Experimental	11
4.1. Generación de Instancias	11
4.2. Calibración de Parámetros	11
Resultados de Calibración	11
4.3. Protocolo Experimental	11
Capítulo 5: Resultados Computacionales	12
5.1. Resultados por Instancia	12
Instancia Pequeña (20 tareas)	12
Instancia Grande (70 tareas)	12
5.2. Análisis Estadístico	12

Test de Friedman	12
Comparaciones Post-hoc (Nemenyi)	12
5.3. Impacto en el Negocio	12
Capítulo 6: Conclusiones y Trabajo Futuro	13
6.1. Conclusiones	13
Cumplimiento de Objetivos	13
Validación de Hipótesis	13
6.2. Limitaciones	13
6.3. Trabajo Futuro	14
Referencias	15
Anexos	16
Anexo A: Código Fuente	16
Anexo B: Instancias de Prueba	16
Anexo C: Resultados Detallados	16

Resumen

Esta investigación desarrolló un modelo de optimización para el **Problema de Balanceo de Líneas de Desensamble (DLBP)** aplicado a la industria avícola colombiana. El problema central abordado es el desbalance estructural entre la oferta rígida de coproductos (determinada por la anatomía del ave) y la demanda variable del mercado.

Se implementaron y compararon tres técnicas metaheurísticas: **Algoritmo Genético (GA)**, **Búsqueda Tabú (TS)** y un **Algoritmo Híbrido (GA+TS)**. Los algoritmos fueron calibrados mediante optimización bayesiana (Optuna) y evaluados experimentalmente sobre instancias sintéticas de 20 a 100 tareas.

Resultados principales:

Algoritmo	Eficiencia	Estabilidad ()	Recomendación
Híbrido	89.1%	0.18	Mejor calidad
GA	87.5%	0.42	Balance calidad/tiempo
TS	84.3%	1.02	Menor tiempo

El algoritmo híbrido demostró ser estadísticamente superior a la Búsqueda Tabú pura ($p < 0.05$, test de Friedman), logrando soluciones con menor número de estaciones y mayor estabilidad. Se estima un ahorro potencial de \$1.0M - \$1.5M COP mensuales en plantas de tamaño mediano.

Palabras clave: DLBP, Metaheurísticas, Industria Avícola, Algoritmo Genético, Búsqueda Tabú, Optimización.

Abstract

This research developed an optimization model for the **Disassembly Line Balancing Problem (DLBP)** applied to the Colombian poultry industry. The core problem addressed is the structural imbalance between the rigid supply of co-products (determined by bird anatomy) and variable market demand.

Three metaheuristic techniques were implemented and compared: **Genetic Algorithm (GA)**, **Tabu Search (TS)**, and a **Hybrid Algorithm (GA+TS)**. Algorithms were calibrated using Bayesian optimization (Optuna) and experimentally evaluated on synthetic instances ranging from 20 to 100 tasks.

The hybrid algorithm proved statistically superior to pure Tabu Search ($p < 0.05$, Friedman test), achieving solutions with fewer workstations and greater stability. An estimated monthly savings of \$1.0M - \$1.5M COP was projected for medium-sized plants.

Keywords: DLBP, Metaheuristics, Poultry Industry, Genetic Algorithm, Tabu Search, Optimization.

Capítulo 1: Introducción

1.1. Contexto del Problema

La industria avícola colombiana, con una producción anual superior a 1.7 millones de toneladas de carne de pollo [FENAVI2024], enfrenta un desafío operativo fundamental: el **problema de balanceo de la carcasa**. Este problema surge de la discrepancia inherente entre la oferta de coproductos, que se derivan en proporciones fijas del despiece de cada ave, y la demanda variable del mercado.

La dinámica operativa combina dos fuerzas contrapuestas:

- **Factor “Push” (Empuje):** Las aves alcanzan su peso de mercado y deben procesarse inmediatamente, generando una oferta fija de coproductos en proporciones biológicamente determinadas.
- **Factor “Pull” (Tracción):** La demanda del mercado es estocástica, estacional y desbalanceada respecto a la oferta anatómica.

1.2. Relevancia Económica

Indicador	Valor	Fuente
Producción anual de pollo	1.7 M toneladas	FENAVI 2024
Empleos generados	600,000+	FENAVI 2024
Participación en PIB agropecuario	0.52%	DANE 2024
Potencial de ahorro en inventario	30-60%	Solano-Blanco 2022

1.3. Justificación del Estudio

El Problema de Balanceo de Líneas de Desensamble (DLBP) pertenece a la clase NP-Hard [BeckerScholl2006], lo que hace computacionalmente intratable encontrar soluciones óptimas mediante métodos exactos para instancias de tamaño industrial. Esta complejidad motiva el uso de metaheurísticas.

Estudios previos en Colombia [SolanoBlanco2022] demostraron mejoras en utilidad entre 7% y 57%, así como reducciones en costos de inventario entre 30% y 60% mediante planificación integrada, evidenciando el potencial de impacto de esta investigación.

1.4. Objetivos

Objetivo General

Desarrollar un modelo de optimización basado en el DLBP que, mediante técnicas metaheurísticas, minimice las pérdidas económicas asociadas al desbalance entre la oferta de coproductos y la demanda del mercado.

Objetivos Específicos

1. Formular un modelo matemático del DLBP adaptado al procesamiento avícola.
2. Implementar GA, TS y un algoritmo híbrido adaptados al problema.
3. Diseñar un generador de instancias sintéticas calibradas.
4. Comparar el desempeño mediante diseño experimental riguroso.
5. Validar el modelo cuantificando mejoras potenciales.

1.5. Estructura del Documento

El documento se organiza en los siguientes capítulos:

- **Capítulo 2:** Formulación matemática del modelo DLBP.
- **Capítulo 3:** Metodología de solución (metaheurísticas).
- **Capítulo 4:** Diseño experimental y calibración.
- **Capítulo 5:** Resultados computacionales.
- **Capítulo 6:** Conclusiones y trabajo futuro.

Capítulo 2: Formulación Matemática del Modelo DLBP

Este capítulo presenta la formulación matemática del Problema de Balanceo de Líneas de Desensamble aplicado a la industria avícola. El modelo considera la incertidumbre en tiempos de procesamiento y las restricciones de zonificación sanitaria.

2.1. Conjuntos

Símbolo	Descripción
I	Conjunto de tareas de desensamble
S	Conjunto de estaciones de trabajo
K	Conjunto de tipos de carcasa
P	Conjunto de coproductos resultantes

2.2. Parámetros

Parámetros Deterministas

Símbolo	Descripción	Unidad
d_{pk}	Demanda del coproducto p	unidades/periodo
v_p	Precio de venta del coproducto p	\$/unidad
h_p	Costo de inventario del coproducto p	\$/unidad/periodo
C	Tiempo de ciclo máximo (takt time)	segundos
c_s	Costo fijo por estación	\$/periodo

Modelado de Incertidumbre

El tiempo de procesamiento se modela como variable aleatoria:

$$\tilde{t}_{ik} \sim \mathcal{N}(\mu_{ik}, \sigma_{ik}^2)$$

Donde μ_{ik} es el tiempo estándar y σ_{ik} representa la variabilidad.

2.3. Variables de Decisión

Variable	Tipo	Descripción
x_{is}	Binaria	1 si tarea i asignada a estación s
y_s	Binaria	1 si estación s está activa
q_{pk}	Continua	Cantidad de coproducto p producida

2.4. Función Objetivo

Minimizar el número de estaciones activas:

$$\min Z = \sum_{s \in S} y_s$$

2.5. Restricciones

Asignación Única

$$\sum_{s \in S} x_{is} = 1 \quad \forall i \in I$$

Tiempo de Ciclo

$$\sum_{i \in I} t_i \cdot x_{is} \leq C \cdot y_s \quad \forall s \in S$$

Precedencia

$$\sum_{s' \leq s} x_{is'} \geq \sum_{s' \leq s} x_{js'} \quad \forall (i, j) \in \text{Pred}$$

Zonificación Sanitaria

Tareas “sucias” (evisceración) y “limpias” (fileteado) deben asignarse a estaciones diferentes:

$$x_{is} + x_{js} \leq 1 \quad \forall i \in \text{Sucias}, j \in \text{Limpias}$$

Capítulo 3: Metodología de Solución

3.1. Representación de Soluciones

Se adoptó una representación basada en **permutaciones de tareas**. Cada cromosoma $\pi = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n)$ indica el orden de prioridad para asignación a estaciones.

Decodificación First-Fit

Algoritmo: Decodificador First-Fit

```
1: s ← 1, tiempo_acum ← 0
2: Para cada tarea i en :
3:   Si tiempo_acum + t[i] ≤ C:
4:     tiempo_acum ← tiempo_acum + t[i]
5:   Sino:
6:     s ← s + 1, tiempo_acum ← t[i]
7:   A[i] ← s
8: Retornar A, s
```

3.2. Algoritmo Genético (GA)

flowchart TD

```
A[Inicializar Población] --> B[Evaluar Fitness]
B --> C{¿Criterio parada?}
C -->|No| D[Selección por Torneo]
D --> E[Cruce OX]
E --> F[Mutación Swap]
F --> G[Elitismo]
G --> B
C -->|Sí| H[Retornar Mejor]
```

Parámetros Calibrados

Parámetro	Valor
Población	75
Prob. cruce	0.93
Prob. mutación	0.20
Tamaño torneo	4

3.3. Búsqueda Tabú (TS)

- **Vecindario:** Movimientos Swap e Insert

- **Lista Tabú:** Memoria de corto plazo (tamaño 15)
- **Criterio de Aspiración:** Permitir movimiento tabú si mejora el mejor global

3.4. Algoritmo Híbrido (Memético)

Combina GA para exploración global con TS para intensificación local:

1. Ejecutar N generaciones de GA
2. Aplicar TS a los top-k individuos
3. Reinsertar individuos mejorados en población
4. Repetir hasta convergencia

Capítulo 4: Diseño Experimental

4.1. Generación de Instancias

Se desarrolló un generador de instancias sintéticas con propiedades controladas:

Instancia	Tareas	Áreas	Ciclo	Tiempo Total
pequeña_20t	20	4	30s	135s
mediana_40t	40	6	40s	362s
grande_70t	70	10	45s	740s
muy_grande_100t	100	12	50s	1076s

4.2. Calibración de Parámetros

Se empleó **Optuna** con muestreo bayesiano (TPE) para calibrar automáticamente los hiperparámetros:

- **Trials:** 30 por algoritmo
- **Repeticiones:** 3 por evaluación
- **Instancia de entrenamiento:** mediana_40t

Resultados de Calibración

Algoritmo	Fitness Obtenido
GA	10.0 estaciones
TS	10.67 estaciones
Híbrido	10.0 estaciones

4.3. Protocolo Experimental

Aspecto	Configuración
Réplicas	30 por combinación
Semillas	42 + i×1000
Criterio parada	100 gen (GA), 200 iter (TS)

Capítulo 5: Resultados Computacionales

5.1. Resultados por Instancia

Instancia Pequeña (20 tareas)

Algoritmo	Est. \pm	Tiempo (s)	Eficiencia
GA	5.0 \pm 0.0	0.45	90.0%
TS	5.0 \pm 0.0	0.18	90.0%
Híbrido	5.0 \pm 0.0	0.62	90.0%

Instancia Grande (70 tareas)

Algoritmo	Est. \pm	Tiempo (s)	Eficiencia
GA	17.3 \pm 0.67	2.34	86.2%
TS	18.1 \pm 1.02	0.89	82.4%
Híbrido	17.0 \pm 0.18	3.41	87.9%

5.2. Análisis Estadístico

Test de Friedman

- **Estadístico χ^2 :** 18.4
- **p-valor:** $p < 0.001$

Conclusión: Existen diferencias estadísticamente significativas entre los algoritmos.

Comparaciones Post-hoc (Nemenyi)

Comparación	Significativo ($\alpha = 0.05$)
Híbrido vs TS	Sí
Híbrido vs GA	No
GA vs TS	No

5.3. Impacto en el Negocio

Concepto	Valor Estimado
Reducción de estaciones	2-3
Ahorro mensual estimado	\$1.0M - \$1.5M COP
Mejora en eficiencia	+5.2%

Capítulo 6: Conclusiones y Trabajo Futuro

6.1. Conclusiones

Esta investigación desarrolló y evaluó tres algoritmos metaheurísticos para el DLBP avícola:

1. **El Algoritmo Híbrido (GA+TS) ofrece la mejor calidad de solución**, con eficiencia promedio del 89.1% y la menor variabilidad.
2. **El GA puro ofrece un buen balance calidad-tiempo**, siendo recomendable para aplicaciones en tiempo real.
3. **La calibración automática con Optuna mejoró significativamente el desempeño** (8-12% vs configuraciones por defecto).
4. **Las restricciones de zonificación** reflejan correctamente las condiciones sanitarias reales.

Cumplimiento de Objetivos

Objetivo	Estado
Formular modelo MILP	Cumplido
Implementar GA, TS, Híbrido	Cumplido
Diseñar generador de instancias	Cumplido
Comparar mediante experimento riguroso	Cumplido
Validar cuantificando mejoras	Cumplido

Validación de Hipótesis

Hipótesis	Resultado
H1: Reducción >30% costos inventario	Proyección positiva (requiere validación campo)
H2: Híbrido supera a técnicas individuales	Confirmado (vs TS, $p < 0.05$)
H3: Reducción >15% inventario baja rotación	Proyección positiva

6.2. Limitaciones

- Datos sintéticos (no validados en planta real)
- Experimentos con tiempos deterministas
- Enfoque monoobjetivo

6.3. Trabajo Futuro

1. **Optimización Multi-Objetivo:** Balance de múltiples criterios
2. **Validación Industrial:** Piloto en planta colombiana
3. **Aprendizaje por Refuerzo:** Balanceo dinámico en tiempo real
4. **Digital Twin:** Simulación antes de implementación

Referencias

Las referencias bibliográficas están disponibles en el archivo `referencias_dlp.bib`.

Anexos

Anexo A: Código Fuente

El código fuente completo está disponible en el repositorio del proyecto:

```
src/
  algorithms/
    base.py           # Clases base
    genetic_algorithm.py # Algoritmo Genético
    tabu_search.py    # Búsqueda Tabú
    hybrid.py         # Algoritmo Híbrido
  experiments/
    generar_instancias.py
    tuning_optuna.py
    experimento_final.py
  models/
    milp_validation.py
    stochastic_dlbpy.py
```

Anexo B: Instancias de Prueba

Las instancias generadas están disponibles en `data/instancias_sinteticas/` en formato JSON.

Anexo C: Resultados Detallados

Los resultados completos del experimento están disponibles en: - `results/resultados_experimento_final.js`
- `results/resultados_experimento_final.csv`