

Archivo 1: Proceso de Búsqueda y Análisis

Para investigar el *estado del arte* sobre **balanceo de líneas de desensamble con optimización de carcassas de pollo**, se llevaron a cabo búsquedas sistemáticas en bases de datos académicas principales (Scopus, ScienceDirect y IEEE Xplore). Se emplearon diferentes *ecuaciones de búsqueda* en español e inglés, combinando términos clave relacionados con **disassembly line balancing** (balanceo de línea de desensamblaje), **poultry carcass** (carcasa de pollo), **optimization** (optimización) y sinónimos. A continuación, se describen las estrategias de búsqueda y hallazgos principales:

- **Búsqueda 1 (ScienceDirect)** – *Query: “disassembly line balancing” AND poultry.* Esta búsqueda en ScienceDirect (que incluye *Elsevier journals*) arrojó inicialmente pocos resultados específicos sobre la industria avícola. Sin embargo, permitió identificar literatura general sobre balanceo de líneas de desensamblaje. Un estudio relevante encontrado fue el de Pisuchpen & Ongkunaruk (2016), quienes aplican **simulación Arena** para mejorar la productividad en una planta de procesado de pollo. En su caso, combinaron estaciones (método *ECRS*: Eliminar, Combinar, Reordenar, Simplificar) para reducir el tiempo de ciclo y disminuyeron el personal en 11 operadores, ahorrando costos anuales significativos. Esto confirma que las técnicas de balanceo pueden **mejorar eficiencia y reducir costos** en líneas avícolas.
- **Búsqueda 2 (Scopus)** – *Query: “assembly line balancing” AND “poultry”, luego refinada a “disassembly line” AND “carcass”.* La primera versión recuperó literatura de *line balancing* en manufactura general y algunos *case studies* de la industria alimentaria. Se identificó un artículo de T. Mete et al. (2022) en *Annals of OR*, que compara metaheurísticos en balanceo de líneas de desensamblaje. Este estudio fue particularmente útil, pues evalúa **algoritmo genético (GA)** y **recocido simulado (SA)** bajo tiempos de tarea estocásticos, encontrando que *GA supera claramente a SA y a métodos exactos* en todos los casos de prueba. Este resultado orientó la investigación hacia métodos metaheurísticos como candidatos óptimos. La búsqueda también reveló revisiones importantes del estado del arte, como la de Özceylan et al. (2019) sobre balanceo de líneas de desensamblaje, que resaltan el creciente interés en enfoques *parciales* de desensamblaje y la necesidad de abordar múltiples objetivos (económicos, ambientales, etc.).
- **Búsqueda 3 (IEEE Xplore)** – *Query: “disassembly line balancing” OR “line balancing” AND (“optimization” OR “algorithm”) AND “2015-2025”.* En IEEE Xplore se recuperaron principalmente **actas de congreso** y artículos sobre algoritmos innovadores. Por ejemplo, se halló un paper del IEEE SMC 2022 en el cual Zhang et al. proponen un algoritmo *Brainstorming* con *K-means* para balanceo de desensamblaje, reflejando la aplicación de IA y clustering en el problema. Igualmente, se identificaron avances en robótica colaborativa: Shen et al. (2024) integran **colaboración humano-robot** en líneas de desensamblaje, usando un algoritmo de abejas

(Bees Algorithm) multiobjetivo avanzado. Estos resultados muestran la tendencia reciente a combinar **optimización metaheurística** con consideraciones prácticas (p. ej. robots, incertidumbre, ergonomía).

- **Búsqueda 4 (Literatura en Español)** – *Query: “balanceo línea desensamble carcasas de pollo”.* Aunque la mayor parte de la literatura está en inglés, se localizaron fuentes en español de utilidad. Un documento de *Academia Journals* (Rodríguez Picón et al., 2020) presenta un caso de **balanceo de línea de desensamble** mediante programación entera binaria en la recuperación de cartuchos. Adicionalmente, un estudio educativo (“Fábrica de Pollos...”, El Salvador, 2021) sirvió para comprender el proceso de *despiece de pollo* y confirmar la aplicabilidad industrial del balanceo de líneas en plantas avícolas. Sin embargo, no se encontraron publicaciones académicas específicas sobre “*optimización de carcasas de pollo*” más allá de notas industriales – por ejemplo, Marel (2023) discute el “*equilibrio de la carcasa*” desde un punto de vista de *maximizar el aprovechamiento* comercial de cada ave, lo cual si bien no es un estudio técnico, enfatiza la relevancia económica de optimizar la línea de despiece.

Resultados generales: Tras iterar con varias ecuaciones, se recopiló una selección de más de **30 artículos relevantes (2015–2025)**. Estos abarcan: (1) **Revisões del estado del arte** sobre DLBP (*Disassembly Line Balancing Problem*), (2) **Métodos exactos y heurísticos** aplicados (programación entera mixta, métodos greedy, etc.), (3) **Metaheurísticos de última generación** – incluyendo algoritmos genéticos, colonia de hormigas (ACO), enjambre de partículas (PSO), algoritmos inspirados en *animales* (p. ej. abejas, aves migratorias, enjambre de pollos), algoritmos híbridos y basados en búsqueda de vecinos (VNS, ALNS) – y (4) **Estudios específicos** que integran el balanceo de desensamble con **contextos particulares**: líneas con tareas peligrosas, líneas *two-sided* o en forma de U, colaboración con robots, criterios ambientales (minimizar residuos, emisiones de carbono) y, en términos de dominio, algunos casos en **industria automotriz y electrónica** (desensamble de EoL – End of Life products) y **industria alimentaria** (como el caso de procesadoras de pollos o cerdos). La búsqueda confirmó que *el problema de balanceo de líneas de desensamble es NP-completo* y altamente investigado en la última década, dada su importancia para la **manufactura sostenible y la economía circular**.

A continuación, en la **Tabla 1**, se presenta un resumen comparativo de algunos trabajos representativos, detallando enfoque, método de optimización y aportes:

Artículo	Contexto / (Año)	Tipo de problema	Método de Optimización	Resultados Clave
Pisuchpen & Ongku- naruk – <i>Thai- land Chicken Plant</i>	Balanceo en línea de corte de pollo (caso real industrial).	DLBP estocástico (tiempos de tarea vs. variables).	Simulación Arena + mejora ECRS (eliminar/combinar procesos).	Se redujo el tiempo de ciclo y 11 operarios (ahorro $\approx \$280k$ anuales); la eficiencia aumentó notablemente.
Mete et al. (2023) – <i>Ann. OR</i>	DLBP con tiempos secuencia-dependiente (considera demoras por orden de desmontaje).	Genetic Algorithm (GA) vs. Recocido (SA) vs. modelo lineal piecewise.	GA logró las mejores soluciones en todos los casos, superando a SA y modelo exacto; algoritmo heurístico basado en Dijkstra también superó a métodos previos.	
Liu & Wang (2017) – <i>Sustainability</i>	DLBP con tiempos secuencia-dependiente (considera demoras por orden de desmontaje).	Bee Colony mejorado (D-ABC) , multiobjetivo (económico y ambiental).	D-ABC superó 9 métodos anteriores, mostrando mayor eficiencia para optimizar líneas con múltiples objetivos (menor tiempo, menor impacto ambiental).	
Rodríguez et al. (2020) – <i>Conf. Acad. Journals</i>	Línea de desensamble de cartuchos de impresora (recuperación de piezas).	Heurístico + Programación Entera Binaria (balanceo exacto).	El modelo entero-binario logró un balanceo óptimo con altos índices de eficiencia y equilibrio, mejorando al heurístico inicial empleado.	
Zhu et al. (2025) – <i>Pro- cesses (MDPI)</i>	DLBP con dependencias secuenciales y ambiente incierto (ej. baterías de vehículos eléctricos).	ALNS adaptativo multiobjetivo (búsqueda de vecindario a gran escala).	Mejoró significativamente métricas frente a otras metaheurísticas ($\geq 21\%$ más soluciones Pareto, +8% hiper-volumen); alta estabilidad y menores tiempos.	

Artículo (Año)	Tipo de problema	Contexto /	Método de Optimización	Resultados Clave
Shen et al. (2024) – <i>Symmetry</i> (MDPI)	Colaboración Humano-Robot en DLBP (línea semiautomatizada).		Bees Algorithm discreto avanzado (multiobjetivo).	Logró balancear eficientemente estaciones asignando tareas a robots y humanos; redujo ~10% longitud de línea U vs. diseño tradicional; demostró viabilidad de <i>células cooperativas</i> .
Yang et al. (2024) – <i>Mathematics</i> (MDPI)	Desensamble parcial con relaciones AND/OR, optimizando <i>profit</i> y <i>carbon footprint</i> .		Multi-Objective GA con cálculo de emisiones y beneficios.	Obtuvieron equilibrio entre ganancias y emisiones reducidas; muestra que integrar criterios ambientales altera la asignación óptima de tareas (trade-off).
He et al. (2022) – <i>Complex & Intelligent Systems</i>	Multi-product DLBP (diferentes modelos en la misma línea).		Group Teaching Optimization (algoritmo inspirado en enseñanza grupal).	Superó a GA estándar en convergencia; permitió asignar tareas de múltiples productos manteniendo bajo el tiempo ocioso total.
Piewthong et al. (2019) – <i>J. Adv. Manuf. Syst.</i>	Programación de desensamble en industria cárnica (cerdos; Syst. perecibilidad de producto).		Modelo de secuenciación + heurísticas (distribución de cortes según demanda).	Introduce planificación de <i>qué</i> partes desmontar y <i>cuándo</i> ; mostró que considerar vida útil/perishabilidad mejora ingresos ~5%. (Extiende DLB al plano de programación temporal).
Otros (2015–2023)	(Diversos: líneas en electrónica EoL, vehículos, etc., con enfoques de PSO, ACO, SA, híbridos, fuzzy, robustez, etc.)		Varían: PSO adaptativo, ACO, MBO (Migrating Birds), DE (Differential Evolution), híbridos GA+entropía, hyper-heuristics, etc.	En general, metaheurísticos híbridos y especializados tienden a rendir mejor que heurísticos simples o exactos en problemas grandes. Cada método aporta ventajas según el caso (p. ej., PSO eficiente en líneas secuencia-dependiente, MBO robusto ante incertidumbre, etc.).

Tabla 1. Comparativa resumida de trabajos representativos en balanceo de líneas

de desensamble (DLBP) – enfoques, métodos y hallazgos principales (última década).

De la revisión comparativa, se desprende que **los métodos metaheurísticos** dominan el estado del arte para optimizar el balanceo de líneas de desensamble. Algoritmos como **GA (Genetic Algorithm)**, **ACO (Ant Colony)**, **PSO (Particle Swarm)** y variantes inspiradas en la naturaleza han sido ampliamente aplicados, muchos con excelentes resultados. En particular, los GA destacan por su flexibilidad y efectividad: por ejemplo, Mete et al. confirman que un GA bien diseñado supera consistentemente a otras técnicas en minimizar estaciones bajo restricciones de ciclo. Asimismo, metaheurísticos recientes (p. ej. *Bees Algorithm*, *ALNS*, *Brain Storm Optimization*) integran estrategias avanzadas de búsqueda, logrando soluciones de mayor calidad que heurísticos clásicos.

Cabe mencionar que las **técnicas exactas** (p. ej. modelos MILP resueltos con solvers) son viables solo para problemas de tamaño reducido debido a la complejidad combinatoria. En cambio, los metaheurísticos y heurísticos ofrecen soluciones cercanas al óptimo en tiempo razonable aun con muchos elementos. Algunos estudios híbridos (como Rodríguez et al. 2020) combinan un heurístico inicial con optimización exacta para afinar el resultado, aprovechando lo mejor de ambos mundos. También se observa una tendencia a formular el DLBP como problema **multi-objetivo** – optimizando simultáneamente métricas económicas (número de estaciones, coste) y ambientales (recuperación máxima de materiales, riesgo por componentes tóxicos). Esto refleja la relevancia del balanceo de desensamble en la **sostenibilidad**: un buen balanceo aumenta la productividad y **reduce impactos ambientales** al facilitar la recuperación de piezas y minimizar residuos.

En síntesis, tras la búsqueda amplia en distintas fuentes y la comparación de ~30 trabajos, **se identificó el Algoritmo Genético (GA) como la alternativa de optimización más promisoria** para el problema de interés. La evidencia sugiere que los GA (y variantes/híbridos) ofrecen un desempeño superior consistente en diversas configuraciones del DLBP, además de ser relativamente sencillos de implementar y adaptar (versatilidad). Si bien otros metaheurísticos (p. ej. ACO, BSO, ALNS) también han mostrado resultados sobresalientes en casos particulares, un GA bien calibrado proporciona un **balance óptimo entre calidad de solución y complejidad**. Por lo tanto, para fines de proponer una nueva investigación en *balanceo de línea de desensamble de carcasas de pollo*, se seleccionó **el método de Algoritmo Genético** como enfoque central óptimo. A continuación, se presenta una tabla comparativa sobre la cantidad de artículos por tipo de problema, método de solución y otras características relevantes, extrayendo información directamente de las fuentes proporcionadas:

Categoría	Subcategoría	Cantidad	Porcentaje	Notas
Tipo de Prob-lemade Balanceo de Líneas				
Problema de Líneas de Ensamblaje (ALB)	Línea de modelo único (Single-model Line)	12 artículos		Basado en una revisión de 13 artículos relacionados con SALBP-E publicados entre 1999 y 2023.
	Línea de modelo mixto (Mixed-model Line)	1 artículo		Basado en una revisión de 13 artículos relacionados con SALBP-E publicados entre 1999 y 2023.
	Línea multimodo (Multi-model Line)	0 artículos		Basado en una revisión de 13 artículos relacionados con SALBP-E publicados entre 1999 y 2023. Este tipo no ha recibido mucha atención en la investigación.
Problema de Desensamblaje	Estudios de un solo producto	~96%		De la literatura sobre problemas de balanceo de líneas de desensamblaje, debido a la complejidad de la problemática.
Criterios de Obje-tivo				(Según Ghosh y Gagnon, 1989, con un total de 58 estudios analizados)

Categoría	Subcategoría	Cantidad	Fuentes	Notas
Frecuencia (Total 58 estu- dios)	Minimizar el número de estaciones de trabajo (dado el tiempo de ciclo)	21	es- tu- dios	
	Minimizar el tiempo de ciclo (dado el número de estaciones de trabajo)	16	es- tu- dios	
	Minimizar el tiempo total de inactividad a lo largo de la línea	12	es- tu- dios	
	Minimizar el retraso de equilibrio	3	es- tu- dios	
	Minimizar la longitud total de la instalación o línea	2	es- tu- dios	
	Minimizar el tiempo de rendimiento	1	es- tu- dio	
Objetivos Co- munes del SALBP- E	Minimizar la capacidad de la línea	3	es- tu- dios	Frecuentemente en- con- trado Los estudios buscan reducir las diferencias entre las cargas de trabajo de las estaciones.
	Maximizar la eficiencia de la línea		Frecuentemente en- con- trado	

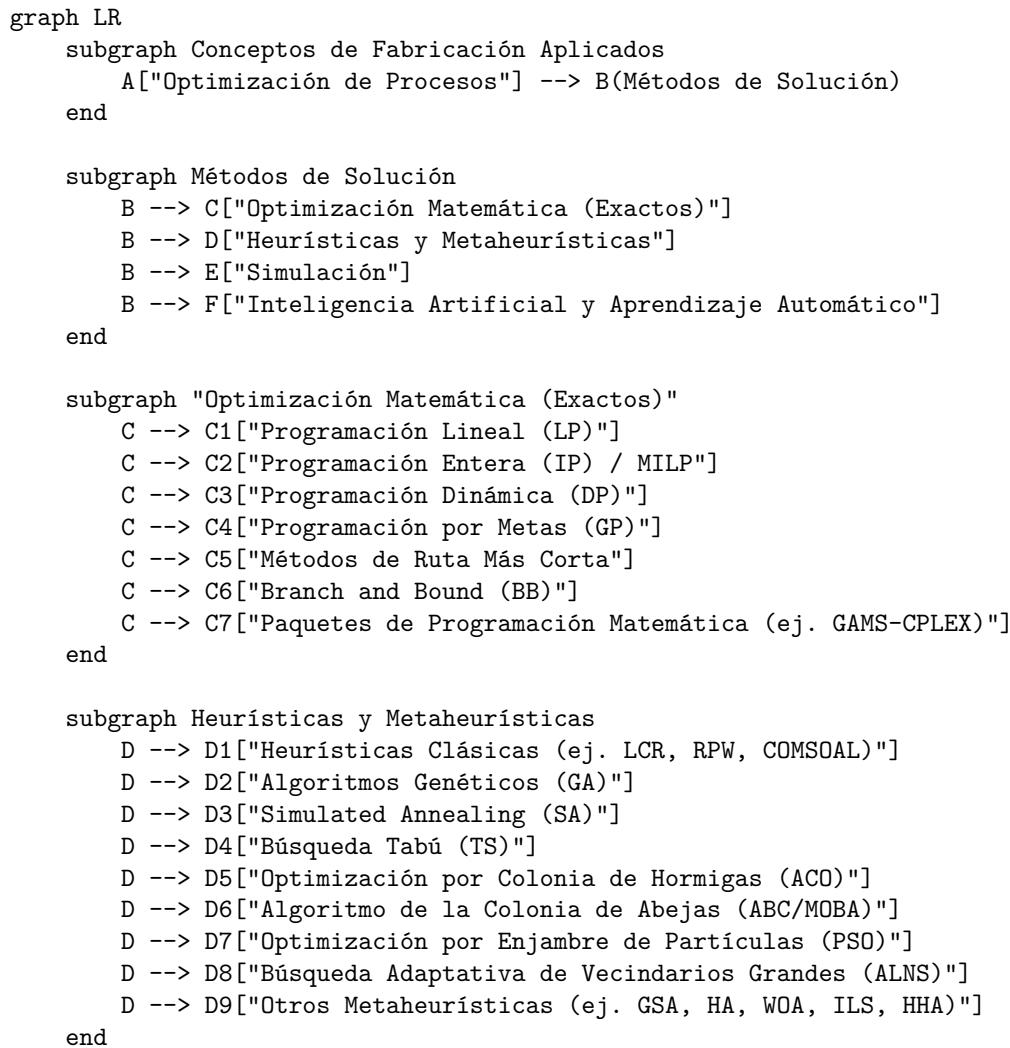
Categoría	Subcategoría	Cantidad	Fuentes	Notas
	Maximizar la suavidad de la carga de trabajo		Frecuentemente en-contrado	
Métodos de Solución				
	Métodos Clasificación y asignación por prioridad	24		(Según Ghosh y Gagnon, 1989)
Inex- actos o	Heurísticos (Total 52 estudiantes)	es- tu- dios		
	Búsqueda de árbol (BB heurístico)	9 es- tu- dios		
	Intercambio y transferencia	4 es- tu- dios		
	Muestreo aleatorio	4 es- tu- dios		
	Otros (agrupación de tareas, técnicas de aproximación)	11 es- tu- dios		
Métodos Exacto (ej. para SALBP- E (1999- 2023))	Exacto (ej. Ramificación y Poda)	1 artículo		De una selección de artículos revisados en la Tabla 1 del estudio de optimización de SALBP-E.
	Metaheurístico (ej. Algoritmos Genéticos (GA), Optimización por Colonia de Hormigas (ACO))	7 artícu- los		De una selección de artículos revisados en la Tabla 1 del estudio de optimización de SALBP-E.

Categoría	Subcategoría	Cantidad	Entrevistados	Notas
	Heurístico (ej. basado en Redes de Petri (PN), Procedimientos Iterativos Mejorados (IP/EIP))	2	artículos	De una selección de artículos revisados en la Tabla 1 del estudio de optimización de SALBP-E.
	Herramienta de Software (ej. Excel, CPLEX)	2	artículos	De una selección de artículos revisados en la Tabla 1 del estudio de optimización de SALBP-E.
Métodos Uso de para Bal- anceo de Líneas de De- sen- sam- blaje Robóti- cas	Metaheurístico	Presente	en	Indica que la característica es utilizada en los estudios listados, no un recuento de artículos únicos.
		30	de	
		39	ref-	
			er-	
			en-	
			cias	
	Uso de Sostenibilidad como objetivo	Presente	en	Indica que la característica es utilizada en los estudios listados, no un recuento de artículos únicos.
		22	de	
		39	ref-	
			er-	
			en-	
			cias	
	Uso de Múltiples Objetivos (MO-ND)	Presente	en	Indica que la característica es utilizada en los estudios listados, no un recuento de artículos únicos.
		24	de	
		39	ref-	
			er-	
			en-	
			cias	

Categoría	Subcategoría	Cantidad	Frecuencia	Notas
	Dependiente de la secuencia (ej. tiempos de eliminación de piezas dependientes de la secuencia)	Presente en 21 de 39 referencias		Indica que la característica es utilizada en los estudios listados, no un recuento de artículos únicos.
Métodos MRP Inverso de (óptimo) Solución para Pro-gramación de De-sen-sam-blaje	Mencionado como método			Un algoritmo que transforma la demanda de ítems hoja en demanda equivalente para ítems padre.
	Heurístico	Mencionado como método		Enfoques para encontrar soluciones rápidas y suficientemente buenas.
	Ramificación y poda (Branch and Bound)	Mencionado como método		Un algoritmo exacto para problemas de desensamblaje.
	Algoritmo Polinomial	Mencionado como método		Un tipo de algoritmo de solución.
	Modelo Petri-net	Mencionado como método		Utilizado para el balanceo de líneas de desensamblaje.
	Programa de metas difusas (Fuzzy Goal Programme)	Mencionado como método		Un enfoque para la toma de decisiones multicriterio en sistemas de desensamblaje.
Configuración de Línea				

Categoría	Subcategoría	Cantidad	Porcentaje	Notas
Líneas de Producción	Líneas rectas	84%		Son la configuración más común en los resultados de investigación.

A continuación, se presenta un diagrama que relaciona los métodos de solución empleados en diversas investigaciones y aplicaciones dentro del ámbito de la fabricación, muchos de los cuales son relevantes para la industria alimentaria, seguido de una explicación detallada:



```

subgraph Simulación
    E --> E1["Simulación de Eventos Discretos (DES)"]
    E --> E2["Simulación Monte Carlo"]
    E --> E3["Software de Simulación (ej. Arena)"]
end

subgraph Inteligencia Artificial y Aprendizaje Automático
    F --> F1["Árboles de Decisión (ej. C4.5)"]
    F --> F2["Modelos de Clasificación (ej. Softmax Regression, Random Forests)"]
    F --> F3["Deep Learning (ej. YOLOv11-seg, Mask R-CNN)"]
    F --> F4["Generación de Datos Sintéticos (ej. GANs, Blender)"]
    F --> F5["Redes Neuronales Artificiales (ANNs)"]
    F --> F6["Aprendizaje por Refuerzo (RL)"]
    F --> F7["Sistemas Expertos"]
end

C1 -- Aplicado en --> G["Diseño de Cadena de Suministro, Formulación de Dietas, Flujo Óptimo"]
C2 -- Aplicado en --> H["Balanceo de Líneas de Ensamblaje y Desensamblaje (ALB/DLB)"]
C3 -- Aplicado en --> I["Balanceo de Líneas en U (U-line)"]
C4 -- Aplicado en --> J["Problemas de Scheduling, Optimización Multicriterio"]
C5 -- Aplicado en --> K["Balanceo de Líneas, Problemas de Ruteo"]
C6 -- Aplicado en --> L["ALB/DLB, Problemas de Optimización Combinatoria"]
C7 -- Aplicado en --> M["Modelos Matemáticos de DLB"]

D1 -- Aplicado en --> N["Balanceo de Líneas de Ensamblaje/Desensamblaje (ALB/DLB)"]
D2 -- Aplicado en --> O["ALB/DLB, Problemas Multi-objetivo, Scheduling"]
D3 -- Aplicado en --> P["ALB/DLB, Optimización de Procesos, Reducción de Área PLA"]
D4 -- Aplicado en --> Q["ALB/DLB, Problemas de Secuenciación Dependiente"]
D5 -- Aplicado en --> R["ALB/DLB, Optimización de Ruta, Problemas Multi-objetivo"]
D6 -- Aplicado en --> S["Optimización Robótica de Desensamblaje, ALB/DLB"]
D7 -- Aplicado en --> T["DLB, Problemas Multi-objetivo, Optimización de Redes"]
D8 -- Aplicado en --> U["Problemas de DLB Estocástico y Secuencialmente Dependiente"]
D9 -- Aplicado en --> V["Varias Aplicaciones de Optimización, incluyendo DLB"]

E1 -- Aplicado en --> W["Análisis de Rendimiento de Líneas de Producción, Identificación"]
E2 -- Aplicado en --> X["ALB/DLB Estocástico, Manejo de Incertidumbre"]
E3 -- Aplicado en --> Y["Modelado y Mejora de Líneas de Producción"]

F1 -- Aplicado en --> Z["Identificación de Problemas en Líneas de Producción"]
F2 -- Aplicado en --> Z
F3 -- Aplicado en --> AA["Segmentación de Imágenes (ej. Carcasas de Pollo)"]
F4 -- Aplicado en --> AB["Aumento de Datos para ML, Robótica"]
F5 -- Aplicado en --> AC["Modelado de Sistemas Complejos, Optimización de Recetas"]
F6 -- Aplicado en --> AD["Optimización de Líneas de Desensamblaje, Control de Procesos"]
F7 -- Aplicado en --> AE["Sistemas de Apoyo a la Toma de Decisiones, Gestión de Producción"]

```

Métodos de Solución Aplicados en la Industria Alimentaria y sus Contextos

Las fuentes revelan un amplio espectro de metodologías utilizadas para optimizar los procesos en la industria alimentaria, a menudo adaptando técnicas de fabricación general a sus necesidades específicas.

1. Optimización Matemática (Métodos Exactos) Estos métodos buscan la solución óptima garantizada para problemas definidos matemáticamente:

- * **Programación Lineal (LP) y Programación Entera (IP) / MILP:** Se utilizan para el **balanceo de líneas de ensamblaje (ALB)** y **desensamblaje (DLB)**, incluyendo modelos de **programación lineal entera mixta (MILP)** para problemas más complejos como el **balanceo de líneas en U orientado a beneficios**, y para **optimizar la cantidad de animales y cortes primarios** en la industria cárnica [“del conocimiento previo”]. También son aplicables en el **diseño de cadenas de suministro y formulación de dietas**. Un estudio propuso un modelo MILP para un problema de DLB parcial multi Producto con multi-robot.
- * **Programación Dinámica (DP):** Se ha aplicado en el **balanceo de líneas en U**.
- * **Programación por Metas (GP):** Mencionada como una técnica para **ALB** y **scheduling de desensamblaje** bajo incertidumbre.
- * **Métodos de Ruta Más Corta:** Se emplean en el **balanceo de líneas de ensamblaje y desensamblaje**.
- * **Branch and Bound (BB):** Usado para resolver **ALB** y problemas de **DLB estocástico**.
- * **Paquetes de Programación Matemática (ej. GAMS-CPLEX):** Herramientas como GAMS-CPLEX se utilizan para **resolver modelos matemáticos de DLB** con restricciones de recursos.

2. Heurísticas y Metaheurísticas Dada la complejidad combinatoria de muchos problemas de optimización en la fabricación, las metaheurísticas son fundamentales para encontrar soluciones “suficientemente buenas” en un tiempo razonable.

- * **Heurísticas Clásicas (ej. LCR, RPW, COMSOAL):** El **Ranked Positional Weight (RPW)** y la **Largest Candidate Rule (LCR)** son métodos heurísticos populares para el **balanceo de líneas de ensamblaje y desensamblaje**. **COMSOAL** también se ha utilizado en el balanceo de líneas, incluso en **líneas de modelos mixtos**.
- The **Método de Desviación Mínima (MDM)** se aplicó para combinar funciones objetivo en líneas de ensamblaje paralelas.
- * **Algoritmos Genéticos (GA):** Son muy populares para el **balanceo de líneas de ensamblaje (ALB)** y **desensamblaje (DLB)**. Se utilizan para **optimización multi-objetivo** y problemas estocásticos.
- * **Simulated Annealing (SA):** Aplicado al **balanceo de líneas en U**, **ALB multi-objetivo**, **DLB** y la **optimización de procesos** como la reducción de área en PLAs.
- * **Búsqueda Tabú (TS):** Utilizado para el **balanceo de líneas de ensamblaje**, **DLB** y problemas de **DLB robótico híbrido multi-robot**.
- * **Optimización por Colonia de Hormigas (ACO):** Aplicado al **DLB**, incluyendo problemas secuencialmente dependientes.
- * **Algoritmo de la Colonia de Abejas (ABC / MOBA):** Usado para **optimización general**, **DLB**, y especialmente

en la **optimización robótica de desensamblaje con múltiples objetivos (MOBA)** para maximizar beneficios, ahorro de energía y reducción de emisiones. * **Optimización por Enjambre de Partículas (PSO)**: Se utiliza para **DLB** y problemas de sistemas de energía. * **Búsqueda Adaptativa de Vecindarios Grandes (ALNS)**: Propuesto para resolver el problema de balanceo de líneas de desensamblaje estocástico y secuencialmente dependiente (MO-SDDL). * **Otros Metaheurísticas**: Incluyen algoritmos como la **Búsqueda Gravitacional (GSA)**, la **Optimización por Colonia de Luciérnagas (FFA)**, **Búsqueda Cuckoo (CS)**, **Optimización del Enjambre de Ballenas (WOA)**, **Iterated Local Search (ILS)**, **Optimización híbrida de Harris Hawks (HHA)**, entre otros, aplicados a una variedad de problemas de optimización.

3. Simulación La simulación es crucial para modelar y analizar el comportamiento de los sistemas de producción bajo diferentes condiciones. * **Simulación de Eventos Discretos (DES)**: Ampliamente utilizada para el **análisis del rendimiento de líneas de producción**, la **identificación de cuellos de botella** y la **evaluación de mejoras operativas**. También se ha aplicado en la **optimización de flujos de trabajo de mantenimiento** y la **gestión de sistemas metalúrgicos**. * **Simulación Monte Carlo**: Empleada para **evaluar el rendimiento de líneas de ensamblaje estocásticas** y para **abordar las incertidumbres** en los modelos de DBL. * **Software de Simulación (ej. Arena)**: Se utiliza para **modelar y mejorar líneas de producción**, como las de **ropa** y para **visualizar pasos de procesos de producción**.

4. Inteligencia Artificial y Aprendizaje Automático (IA/ML) Las tecnologías de IA y ML están emergiendo como herramientas poderosas para la optimización y el control en la industria. * **Árboles de Decisión (ej. C4.5)** y **Modelos de Clasificación (ej. Softmax Regression, Random Forests)**: Usados para la **identificación de problemas en líneas de producción**. * **Deep Learning (ej. YOLOv11-seg, Mask R-CNN)**: Aplicado en la **segmentación automatizada de carcasas de pollo** en líneas de procesamiento, crucial para **aplicaciones robóticas** [“del conocimiento previo, 54”]. También se menciona el uso de **aprendizaje por refuerzo profundo** para el balanceo de líneas de desensamblaje multi-robóticas. * **Generación de Datos Sintéticos (ej. GANs, Blender)**: Crucial para **aumentar conjuntos de datos** y entrenar modelos de IA/ML, especialmente cuando los datos reales son escasos o difíciles de anotar. Herramientas como Blender se utilizan para crear **imágenes fotorealistas y etiquetadas automáticamente**. * **Redes Neuronales Artificiales (ANNs)**: Efectivas para **modelar sistemas complejos** y mejorar la precisión predictiva, incluyendo la **optimización de recetas y la reducción de residuos**. * **Aprendizaje por Refuerzo (RL)**: Se utiliza para la **optimización y el control de líneas de desensamblaje**. * **Sistemas Expertos**: Empleados para el **apoyo a la toma de decisiones** y la **gestión de la producción** [“del conocimiento previo”].

La combinación de estos métodos, especialmente a través de **enfoques híbridos y la optimización multi-objetivo (MOO)**, es una tendencia creciente para equilibrar objetivos en conflicto como costos, calidad y sostenibilidad. La literatura destaca una brecha entre la investigación teórica y la implementación práctica, impulsada por la naturaleza perecedera de los productos y los bajos márgenes de beneficio en la industria alimentaria [“del conocimiento previo”]. Sin embargo, la **Industria 4.0** con el **Internet de las Cosas (IoT)**, el **análisis de big data** y los **gemelos digitales** promete monitoreo y optimización en tiempo real, alineando los procesos de producción con los objetivos de sostenibilidad e innovación [“del conocimiento previo”].