

UNIVERSIDAD TÉCNICA DE AMBATO



FACULTAD DE INGENIERÍA EN SISTEMAS, ELECTRÓNICA E INDUSTRIAL

PROGRAMA DE MAESTRÍA EN PRODUCCIÓN Y OPERACIONES INDUSTRIALES COHORTE 2024

Tema: Modelo de optimización para la evaluación de la eficiencia en el proceso de moldeo por inyección para la producción de botas termoplásticas.

Trabajo de Titulación, previo a la obtención del título de cuarto nivel de
Magister en Producción y Operaciones Industriales.

Modalidad del Trabajo de Titulación: Proyectos de Desarrollo

Autor: Lic. Jaime Roberto Ortiz Zurita

Director: Ing. Darwin Santiago Aldas Salazar Magíster Mg.

Ambato – Ecuador

2026

A la Unidad Académica de Titulación de la Facultad

El Tribunal receptor del Trabajo de Titulación, presidido por el Ing. Franklin Oswaldo Mayorga Mayorga Mg., e integrado por los señores: Ing. John Paul Reyes Vásquez PhD y el Ing. Carlos Humberto Sánchez Rosero Mg., designados por la Unidad Académica de Titulación de la Facultad de Ingeniería en Sistemas, Electrónica e Industrial de la Universidad Técnica de Ambato, para receptor el Trabajo de Titulación con el tema: Modelo de optimización para la evaluación de la eficiencia en el proceso de moldeo por inyección para la producción de botas termoplásticas, elaborado y presentado por el señor Lic. Jaime Roberto Ortiz Zurita para optar por el Título de cuarto nivel de Magíster en Producción y Operaciones Industriales una vez escuchada la defensa oral del Trabajo de Titulación, el Tribunal aprueba y remite el trabajo para uso y custodia en las bibliotecas de la UTA.



Ing. Franklin Oswaldo Mayorga Mayorga Mg.
Presidente y Miembro del Tribunal



Ing. John Paul Reyes Vásquez PhD.
Miembro del Tribunal



Ing. Carlos Humberto Sánchez Rosero Mg.
Miembro del Tribunal

AUTORÍA DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

La responsabilidad de las opiniones, comentarios y críticas emitidas en el Trabajo de Titulación presentado con el tema: Modelo de optimización para la evaluación de la eficiencia en el proceso de moldeo por inyección para la producción de botas termoplásticas, le corresponde exclusivamente a: Lic. Jaime Roberto Ortiz Zurita, Autor bajo la Dirección de Ing. Darwin Santiago Aldas Salazar Mg., Director del Trabajo de Titulación, y el patrimonio intelectual a la Universidad Técnica de Ambato.



Lic. Jaime Roberto Ortiz Zurita

c.c.: 1804027355

AUTOR



Ing. Darwin Santiago Aldas Salazar Mg.

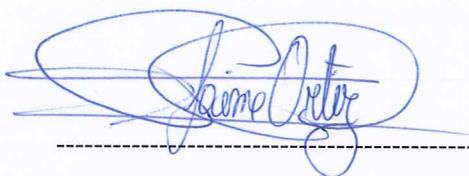
c.c.: 1803947769

DIRECTOR

DERECHOS DE AUTOR

Autorizo a la Universidad Técnica de Ambato, para que el Trabajo de Titulación, sirva como un documento disponible para su lectura, consulta y procesos de investigación, según las normas de la Institución.

Cedo los Derechos de mi trabajo, con fines de difusión pública, además apruebo la reproducción de este, dentro de las regulaciones de la Universidad.



Lic. Jaime Roberto Ortiz Zurita

c.c.: 1804027355

ÍNDICE GENERAL DE CONTENIDOS

Portada.....	i
A la Unidad Académica de Titulación de la Facultad/Centro.....	ii
AUTORÍA DEL TRABAJO DE TITULACIÓN	iii
DERECHOS DE AUTOR	iv
ÍNDICE GENERAL DE CONTENIDOS.....	v
ÍNDICE DE TABLAS	ix
ÍNDICE DE FIGURAS.....	xi
AGRADECIMIENTO	xiii
DEDICATORIA	xiv
RESUMEN EJECUTIVO	xv
ABSTRACT.....	xvi
CAPÍTULO I.....	17
EL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.....	17
1.1. Introducción	17
1.2. Justificación.....	18
1.3. Objetivos	19
1.3.1. General	19
1.3.2. Específicos	20
CAPÍTULO II	21
MARCO TEÓRICO.....	21
2.1. Antecedentes investigativos	21
2.2. FUNDAMENTACIÓN CIENTÍFICA.....	23
2.2.1. Fundamentos del proceso de moldeo por inyección para termoplásticos	23

2.2.2. El Policloruro de Vinilo (PVC) como Material para Calzado	25
2.2.3. Teoría de la Eficiencia en Procesos de Manufactura	31
2.2.4. Defectos Típicos en el Moldeo por Inyección	37
2.2.5. Fundamentos de la Optimización de Procesos.....	40
2.2.6. Modelos de Optimización Aplicados al Moldeo por Inyección.....	43
2.2.7. Metodologías Estadísticas para la Optimización	49
2.2.8. Simulación Computacional en Moldeo por Inyección.....	54
2.2.9. Variables Intervinientes y Condiciones del Sistema.....	56
CAPÍTULO III.....	60
MARCO METODOLÓGICO	60
3.1. Tipo de investigación	60
3.2. Población o muestra	61
3.3. Pregunta científica.....	62
3.4. Recolección de información.....	63
3.5. Procesamiento de la información y análisis estadístico	65
CAPITULO IV.....	68
RESULTADOS Y DISCUSIÓN	68
4.1. Descripción de Plasticaucho Industrial S.A.	68
4.1.1 Datos Generales de la Empresa.....	68
4.1.2 Filosofía Corporativa	68
4.1.3 Línea de Productos: Botas de PVC	69
4.2 Descripción de la planta de inyección de botas de PVC.....	70
4.2.1 Concepto Operativo	70
4.2.2 Áreas funcionales de la planta.....	70
4.2.3 Layout de la Planta.....	73
4.3 Descripción del Proceso de Fabricación: Bota Llanera NG/AM.....	73

4.4. Descripción del Producto de Estudio: Bota Llanera NG/AM.....	78
4.4.1 Identificación del Producto	80
4.5. Descripción de la Maquinaria de Inyección.....	80
4.5.1 Máquina Ottogalli IT2 750 ST	80
4.5.2 Ciclo Operativo de Máquina de 14 Estaciones	82
4.5.3 Parámetros de Control PLC	83
4.5.4. Configuración de Zonas de Calentamiento del Cañón de Inyección ..	84
4.6. Diagnóstico de la Estabilidad y Capacidad del Proceso Actual (Fase CEP)	86
4.6.1. Consideraciones Metodológicas del Análisis de Capacidad.....	87
4.6.2. Análisis Detallado de Capacidad de Proceso: Máquina OF04.....	87
4.6.3. Hallazgos del Diagnóstico.....	106
4.6.4. Análisis de la Discrepancia en la Variable Presión de Carga	107
4.7. Formulación del Modelo de Optimización Basado en Programación Lineal Entera Mixta (MILP).....	108
4.7.1. Identificación de variables de decisión	109
4.7.2. Formulación Matemática del Modelo MILP	112
4.7.3. Análisis del Impacto Potencial de la Optimización	116
4.7.4. Interpretación ecuaciones auxiliares del Modelo MILP	117
4.7.5. Restricciones del Modelo MILP	118
4.7.6. Representación Esquemática del Modelo de Optimización.....	119
4.7.7. Resultados de la estimación de coeficientes del Modelo en R.....	119
4.7.8. Resultados de la Optimización del Modelo MILP	121
4.7.9. Validación del Modelo mediante Escenarios	124
4.7.10. Análisis de Sensibilidad del Modelo.....	127
4.8. Discusión de Resultados	130

4.8.1. Diagnóstico de Capacidad de Proceso	131
4.8.2. Análisis de la Discrepancia en la Variable Presión de Carga	131
4.8.3. Discusión de la Calibración del Modelo en R.....	132
4.8.4. Análisis de los Resultados de la Optimización	133
4.8.5. Contraste con la Literatura Científica Reciente	134
4.8.6. Limitaciones del Estudio.....	135
4.8.7. Implicaciones Prácticas y Líneas de Trabajo Futuro	136
CAPÍTULO V	138
CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES, BIBLIOGRAFÍA, ANEXOS	138
5.1. Conclusiones	138
5.2. Recomendaciones.....	139
5.3. Bibliografía	142
5.4. Anexos	149

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. <i>Materiales Específicos</i>	29
Tabla 2. <i>Parámetros Fisicoquímicos (NTE INEN-ISO 4643:2017)</i>	30
Tabla 3. <i>Dimensionales (talla 40)</i>	30
Tabla 4. <i>Indicadores variables dependiente</i>	34
Tabla 5. <i>Influencia de los parámetros de proceso sobre la aparición de defectos comunes en piezas inyectadas</i>	39
Tabla 6. <i>Jerarquización de parámetros de proceso según su influencia en la eficiencia y calidad del moldeo de botas de PVC</i>	44
Tabla 7. <i>Estructura de un arreglo ortogonal L9 para cuatro factores (A, B, C, D) con tres niveles cada uno.</i>	51
Tabla 8. <i>Comparación de las principales características de los softwares de simulación de moldeo por inyección.</i>	55
Tabla 9. <i>Características del material PVC que actúan como variables intervinientes y su impacto potencial en el proceso.</i>	57
Tabla 10. <i>Estrategias recomendadas para minimizar el impacto de las principales variables intervinientes en el estudio.</i>	59
Tabla 11. <i>Modelos y combinaciones de la categoría Llanera</i>	69
Tabla 12. <i>Identificación del producto Bota Llanera NG/AM</i>	80
Tabla 13. <i>Configuración general de la máquina Ottogalli IT2 750 ST</i>	81
Tabla 14. <i>Sistema de inyección de la máquina Ottogalli IT2 750 ST</i>	81
Tabla 15. <i>Sistema de moldeo de la máquina Ottogalli IT2 750 ST</i>	82
Tabla 16. <i>Ciclo operativo de máquina de 14 estaciones</i>	82
Tabla 17. <i>Parámetros de control PLC</i>	83
Tabla 18. <i>Configuración de zonas de calentamiento del cañón de inyección</i>	84
Tabla 19. <i>Resumen Comparativo del Desempeño Real del Proceso (Ppk) por Máquina</i>	106
Tabla 20. <i>Variables de decisión y límites operativos del Modelo MILP por Máquina e Inyector</i>	109
Tabla 21. <i>Notación del MILP</i>	112

Tabla 22. <i>Propuesta de Parámetros Estandarizados para las Máquinas OF04, OF05 y OF08</i>	117
Tabla 23. <i>Resumen de Coeficientes Calibrados para el Modelo MILP</i>	121
Tabla 24. <i>Parámetros Óptimos Obtenidos por el Modelo MILP — Inyector 1 (Caña)</i>	122
Tabla 25. <i>Parámetros Óptimos Obtenidos por el Modelo MILP — Inyector 2 (Suela)</i>	122
Tabla 26. <i>Comparación: Desempeño Actual vs. Desempeño Óptimo Proyectado</i>	123
Tabla 27. <i>Resultados de la Validación por Escenarios (Promedio de las Tres Máquinas)</i>	125
Tabla 28. <i>Detalle de Resultados por Máquina para Cada Escenario</i>	125
Tabla 29. <i>Análisis de Sensibilidad: Impacto de cada Variable sobre Z</i>	127

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. <i>Etapas del ciclo de moldeo por inyección</i>	24
Figura 2. <i>Parámetros críticos del proceso de moldeo por inyección</i>	25
Figura 3. <i>Comportamiento reológico del PVC fundido</i>	27
Figura 4. <i>Diferencia entre productividad y eficiencia</i>	31
Figura 5. <i>Descomposición del OEE y pérdidas asociadas</i>	32
Figura 6. <i>Diagrama de Ishikawa de defectos en piezas inyectadas</i>	38
Figura 7. <i>Formación de rechupes y burbujas durante el enfriamiento</i>	38
Figura 8. <i>Clasificación de los problemas de optimización</i>	41
Figura 9. <i>Frente de Pareto para optimización multiobjetivo</i>	42
Figura 10. <i>Enfoques de modelización en moldeo por inyección</i>	43
Figura 11. <i>Exploración del espacio de soluciones con branch and bound</i>	48
Figura 12. <i>Gráfico de control $\bar{X}$-R de un proceso bajo control</i>	49
Figura 13. <i>Diseño factorial completo con tres factores a dos niveles</i>	51
Figura 14. <i>Superficie de respuesta de segundo orden</i>	52
Figura 15. <i>Integración de metodologías estadísticas y optimización matemática</i>	53
Figura 16. <i>Flujo integrado de simulación, experimentación y optimización</i>	56
Figura 17. <i>Bota Llanera Negro/Amarillo (NG/AM)</i>	69
Figura 18. <i>Área de inyección de botas de PVC</i>	71
Figura 19. <i>Áreas de desmoldeo, inspección inicial y acabado</i>	72
Figura 20. <i>Área de empaque y despacho</i>	72
Figura 21. <i>Diagrama de Flujo del Proceso de Fabricación de la Bota Llanera NG/AM</i>	76
Figura 22. <i>Diagrama BPMN del proceso de moldeado por inyección</i>	78
Figura 23. <i>Máquina inyectora rotativa Ottogalli</i>	81
Figura 24. <i>Esquema de las Cuatro Zonas de Calentamiento del Cañón de Inyección</i>	85
Figura 25. <i>Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 1, Zona 1</i>	89
Figura 26. <i>Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 1, Zona 2</i>	90
Figura 27. <i>Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 1, Zona 3</i>	92
Figura 28. <i>Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 1, Zona 4</i>	93

Figura 29. <i>Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 1, Presión de carga</i>	95
Figura 30. <i>Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 1, Velocidad de carga</i>	96
Figura 31. <i>Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 2, Zona 1</i>	97
Figura 32. <i>Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 2, Zona 2</i>	99
Figura 33. <i>Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 2, Zona 3</i>	101
Figura 34. <i>Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 2, Presión de carga</i>	103
Figura 35. <i>Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 2, Velocidad de carga</i>	104
Figura 36. <i>Representación Esquemática del Modelo de Optimización MILP...</i>	119
Figura 37. <i>Producción Proyectada (Q) por Máquina y Escenario</i>	125
Figura 38. <i>Defectos Proyectados (D) por Máquina y Escenario</i>	126
Figura 39. <i>Mejora en Producción y Defectos por Máquina</i>	127
Figura 40. <i>Producción Actual vs. Óptima por Máquina (pares/hora)</i>	128
Figura 41. <i>Comparación: Parámetros Actuales vs. Parámetros Propuestos por el Modelo MILP</i>	129

AGRADECIMIENTO

A Dios, ante todo, por concederme la sabiduría, la salud y la determinación para culminar esta meta.

A mi madre, por enseñarme a afrontar los desafíos con perseverancia y a luchar incansablemente por mis objetivos; su ejemplo ha sido el cimiento de cada uno de mis logros.

A mi esposa, por todo su apoyo; y a mis hijos, Alison, Ismael y Valentina, fuente inagotable de motivación para seguir adelante.

Mi gratitud a mi Tutor, el Ing. Darwin Santiago Aldas Salazar, Mg., por su acertada orientación, rigor académico y permanente disposición.

Finalmente, a todas las personas que formaron parte de este proceso de titulación, cuyo acompañamiento hizo posible la culminación de esta importante etapa.

DEDICATORIA

A Dios, por guiar mi camino y darme la fortaleza para seguir adelante.

A mi madre, quien me enseñó a afrontar la vida con valentía y a luchar por mis objetivos.

A mi esposa y a toda mi familia, que formaron parte de este logro con su apoyo incondicional y amor constante.

A mis hijos, Alison, Ismael y Valentina, motor que impulsa mi vida, mi mayor inspiración y la razón que da sentido a cada esfuerzo.

RESUMEN EJECUTIVO

La industria del calzado de PVC enfrenta el desafío de mantener altos niveles de eficiencia productiva en un entorno competitivo, donde la variabilidad no controlada de los procesos de inyección compromete la calidad y la productividad. En este contexto, la presente investigación se orientó a optimizar el proceso de moldeo por inyección para la producción de botas termoplásticas en Plasticaucho Industrial S.A., mediante la reducción de tiempos de ciclo, la disminución de defectos y la mejora de la productividad. La metodología empleada combinó el Control Estadístico de Procesos (CEP) sobre 3,260 datos históricos del período enero-marzo 2026, la formulación de un modelo de optimización de Programación Lineal Entera Mixta (MILP) con doce variables de decisión, y la estimación de las ecuaciones de producción y defectos mediante regresión lineal múltiple en R sobre 1,271 registros pareados, alcanzando un coeficiente de determinación $R^2 = 0.83$ ($p < 0.001$). Los resultados más relevantes indican que el modelo proyecta incrementos de productividad entre el 10 % y el 31 %, y reducciones de defectos entre el 42 % y el 100 %, según la máquina. Entre los parámetros óptimos identificados destacan la presión de 0 Bar en el inyector de caña y 10 Bar en el inyector de suela para las tres máquinas, así como temperaturas de Zona 3 diferenciadas por inyector. El análisis de sensibilidad identificó la temperatura de la Zona 3 del inyector de suela como la variable de mayor impacto (elasticidad 0.80). Estos hallazgos posicionan al modelo MILP como una herramienta de apoyo a la toma de decisiones operativas y a la estandarización del proceso, que complementa y sistematiza la valiosa experiencia del personal operativo mediante criterios cuantitativos, evidenciando el potencial de una gestión basada en datos y aportando evidencia aplicada en un contexto industrial ecuatoriano con limitada literatura especializada

DESCRIPTORES: *CALZADO DE PVC, EFICIENCIA PRODUCTIVA, MOLDEO POR INYECCIÓN, OPTIMIZACIÓN MILP, PROGRAMACIÓN LINEAL ENTERA MIXTA, REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE*

ABSTRACT

The PVC footwear industry faces the challenge of maintaining high levels of productive efficiency in a competitive environment, where uncontrolled variability in injection processes compromises quality and productivity. In this context, this research aimed to optimize the injection molding process for the production of thermoplastic boots at Plasticaucho Industrial S.A., through the reduction of cycle times, the decrease of defects, and the improvement of productivity. The methodology combined Statistical Process Control (SPC) on 3,260 historical data from the January–March 2026 period, the formulation of a Mixed Integer Linear Programming (MILP) optimization model with twelve decision variables, and the estimation of production and defect equations through multiple linear regression in R on 1,271 paired records, reaching a coefficient of determination $R^2 = 0.83$ ($p < 0.001$). The most relevant results indicate that the model project's productivity increases between 10% and 31%, and defect reductions between 42% and 100%, depending on the machine. Among the optimal parameters identified are a pressure of 0 Bar in the shaft injector and 10 Bar in the sole injector for the three machines, as well as Zone 3 temperatures differentiated by injector. The sensitivity analysis identified the Zone 3 temperature of the sole injector as the most influential variable (elasticity 0.80). These findings position the MILP model as a decision-making support tool and a means for process standardization, highlighting the importance of data-driven management over empirical operator adjustments, and providing applied evidence in an Ecuadorian industrial context with limited empirical literature.

KEYWORDS: INJECTION MOLDING, MIXED INTEGER LINEAR PROGRAMMING, MULTIPLE LINEAR REGRESSION, PVC FOOTWEAR, PRODUCTIVE EFFICIENCY, OPTIMIZATION

CAPÍTULO I

EL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1. Introducción

El presente trabajo tiene como tema el desarrollo de un Modelo de optimización para la evaluación de la eficiencia en el proceso de moldeo por inyección para la producción de botas termoplásticas. Este proceso es crucial en la fabricación de calzado de PVC, donde la correcta gestión de parámetros operativos determina la productividad, calidad y rentabilidad. En un contexto industrial de alta competitividad, optimizar este proceso se vuelve una necesidad estratégica para reducir desperdicios, minimizar defectos y hacer un uso eficiente de los recursos.

La metodología empleada es mixta, combinando un enfoque cuantitativo con elementos cualitativos, y se enmarca como una investigación aplicada y proyectiva. La estrategia se basa en dos etapas: un diagnóstico inicial mediante Control Estadístico de Procesos (CEP) para analizar el desempeño actual de tres máquinas específicas (OF04, OF05 y OF08), y una fase de modelado donde se desarrolla un modelo de optimización basado en Programación Lineal Entera Mixta (MILP) para proponer parámetros estandarizados que maximicen la eficiencia productiva.

La distribución del trabajo se estructura en seis capítulos. Tras esta introducción, el Capítulo II presenta el Marco Teórico. El Capítulo III detalla el Marco Metodológico. El Capítulo IV expone los Resultados y su Discusión. El Capítulo V contiene las Conclusiones, Recomendaciones y elementos complementarios. Finalmente, el Capítulo VI desarrolla la Propuesta técnica derivada de la investigación.

Las principales limitaciones del estudio incluyen la posible resistencia al cambio del personal operativo, la disponibilidad limitada de tiempo para pruebas en producción sin afectar la entrega, y el acceso restringido a datos históricos

completos. Estas limitaciones se gestionarán mediante una planificación coordinada y la recolección rigurosa de datos primarios.

1.2. Justificación

La presente investigación se justifica en virtud de la necesidad imperante en la industria del calzado de optimizar sus procesos productivos críticos como estrategia fundamental para mantener y fortalecer su competitividad en el mercado. El proceso de moldeo por inyección aplicado a la fabricación de botas de PVC constituye un área de oportunidad estratégica, dado que las mejoras potenciales en eficiencia, calidad y uso de recursos inciden directamente en la reducción de costos operativos, en la optimización de la productividad y, consecuentemente, en el incremento del nivel de satisfacción del cliente final.

Los resultados derivados de esta investigación poseen un impacto significativo en múltiples dimensiones del ámbito productivo y social. En el plano económico, la reducción de costos asociados al desperdicio de material y a las actividades de reproceso no solo incrementa la rentabilidad de la empresa, sino que fortalece su posición competitiva en el mercado, permitiendo la reinversión en tecnología y la generación de empleo de mayor calidad. En el ámbito social, la estabilización del proceso productivo y la disminución de paradas no programadas contribuyen a generar un entorno laboral más seguro, predecible y ordenado, lo que repercute directamente en la satisfacción y el bienestar de los trabajadores. Desde la perspectiva ambiental, la minimización del consumo de materias primas y la reducción de desechos plásticos representan una contribución concreta a los principios de producción sostenible y economía circular, alineando la actividad industrial con las crecientes exigencias regulatorias y las expectativas de una sociedad cada vez más consciente del cuidado del medio ambiente. De esta manera, el estudio trasciende el ámbito puramente técnico para incidir positivamente en la sostenibilidad integral del negocio y en su responsabilidad con el entorno.

Los beneficiarios directos son la empresa fabricante, que mejorará su productividad y rentabilidad. Los beneficiarios indirectos incluyen al personal de la planta, los clientes finales y el sector industrial, que dispondrá de un caso de estudio aplicable.

Adicionalmente, el enfoque proyectivo del estudio, basado en el diagnóstico estadístico (CEP) y el modelado matemático (MILP), permite identificar fenómenos no anticipados que emergen del análisis de los datos históricos de producción. Entre estos potenciales hallazgos se incluyen, por ejemplo, discrepancias significativas entre la capacidad potencial de la maquinaria y su desempeño real, o la identificación de patrones de variación no aleatorios que podrían explicar comportamientos anómalos observados históricamente en la producción. El descubrimiento de este tipo de relaciones aporta un valor científico adicional al estudio, ya que contribuye a un conocimiento más profundo y fino del proceso de moldeo por inyección de PVC, más allá de la simple estandarización de parámetros. Estos hallazgos podrían constituir la base para futuras líneas de investigación experimental (DOE, Taguchi) o para el desarrollo de sistemas de control más avanzados y predictivos. El valor del estudio radica en la aplicación y adaptación contextualizada de metodologías de diagnóstico y optimización ya consolidadas (CEP, MILP) a un caso específico de la industria, generando un modelo práctico y reproducible.

1.3. Objetivos

1.3.1. General

Desarrollar un modelo de optimización basado en el análisis de parámetros operativos y condiciones del proceso de moldeo por inyección que permita incrementar la eficiencia productiva mediante la reducción de tiempos de ciclo, la disminución de defectos y la mejora de la productividad en la fabricación de botas de PVC.

1.3.2. Específicos

- Determinar, mediante el control estadístico de procesos, los factores que influyen en la eficiencia del moldeo por inyección en la producción de botas de PVC.
- Desarrollar un modelo de optimización que permita el control operacional para el análisis de la eficiencia del proceso de moldeo por inyección de botas de PVC.
- Proponer parámetros de optimización para el control operacional del proceso de moldeo por inyección de botas de PVC.

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes investigativos

El estudio del moldeo por inyección y su optimización cuenta con una base investigativa sólida y en evolución. Los trabajos iniciales, como Beltrán Rico & Marcilla Gomis (2012) , definieron el proceso como técnica fundamental para procesar polímeros, fundiéndolos e inyectándolos en un molde bajo condiciones controladas. Osswald et al. (2008) destacaron la importancia industrial de este proceso, motivando investigaciones orientadas a comprender los efectos de sus variables en las propiedades finales del producto. En el ámbito específico del calzado, la temperatura del molde, la presión de inyección y el tiempo de enfriamiento han sido identificados como factores críticos para la calidad y eficiencia en la producción de componentes (Osswald et al., 2008).

La búsqueda de eficiencia ha impulsado el desarrollo de diversas metodologías de análisis y optimización. El Diseño de Experimentos (DOE) y el método Taguchi se han consolidado como herramientas centrales. Reynoso Jardón et al. (2023) aplicaron el método Taguchi para optimizar el proceso, logrando una reducción significativa en los tiempos de ciclo. Aslam et al. (2025) utilizaron Taguchi y ANOVA para optimizar parámetros en preformas de tereftalato de polietileno (PET), reduciendo la deformación. Yaguas (2017) empleó la metodología de Superficie de Respuesta (RSM) para modelar y optimizar parámetros, estableciendo correlaciones estadísticas robustas. Morales Almendares et al. (2020) aplicaron RSM y simulación CAE para optimizar un producto médico, logrando reducción cuantificable del alabeo. En el contexto latinoamericano, Acosta-Velarde et al. (2021) aplicaron diseño factorial para identificar los factores críticos en la operación óptima del proceso de inyección de plástico, demostrando la viabilidad de estas metodologías en entornos industriales de la región.

Paralelamente, la simulación computacional ha ganado terreno como herramienta predictiva. Chen et al. (2023) integraron DOE Taguchi con simulación numérica en SolidWorks Plastics, identificando la temperatura como factor más influyente en la deformación y logrando una reducción del 7,7%. Bibow et al. (2020) desarrollaron gemelos digitales para simular y optimizar procesos de moldeo.

En años recientes, la Inteligencia Artificial (IA) y el Machine Learning (ML) han marcado una nueva frontera. Ocaña Pañora et al. (2025) demostraron cómo la monitorización en tiempo real y los sistemas ciber-físicos mejoran la eficiencia. Chen et al. (2023) aplicaron IA para optimización de parámetros. Huang & Chang (2024) desarrollaron un modelo de red neuronal perceptrón multicapa optimizado para predecir calidad, reduciendo ensayo y error. Tayalati et al. (2024) combinaron autoencoder de deep learning con cartas de control estadístico de procesos para detectar anomalías en tiempo real. Mollaei Ardestani et al. (2023) aplicaron ML para predecir y optimizar la reducción de defectos superficiales. Escobar et al. (2020) modelaron la detección de eventos raros en monitoreo de calidad usando ML.

La sostenibilidad y la eficiencia operativa se han convertido en ejes fundamentales. Posada & Montes-Florez (2021) exploraron el uso de materiales compuestos biodegradables y reciclados, logrando niveles de eficiencia comparables a materiales vírgenes. Arballo et al. (2019) reportaron mejoras sustanciales en eficiencia energética mediante sistemas de control adaptativo. Desde la perspectiva del diseño de herramientas, Aguirre Flores (2025) también investigó la optimización mediante canales de enfriamiento conformados. Dabhi (2024) analizó la implementación de herramientas multi-cavidad para producción de alto volumen. Farahani et al. (2022) desarrollaron un marco de mantenimiento predictivo basado en datos para reducir tiempos de inactividad. Dabhi (2024) abordó la durabilidad de herramientas implementando bujes de bronce para resolver problemas de desgaste.

Desde una perspectiva de gestión operacional, modelos cuantitativos como la Programación Lineal Entera Mixta (MILP) han sido propuestos para abordar

problemas de asignación y optimización de parámetros de manera integral (Farshi et al., 2011). La evolución tecnológica de las máquinas inyectoras muestra una transición hacia sistemas híbridos y eléctricos que ofrecen mayor precisión y control.

Esta revisión evidencia un cuerpo de conocimiento maduro y diverso. Se observa una tendencia hacia la hibridación de metodologías y la digitalización del proceso. Sin embargo, también se identifica un vacío específico: la mayoría de los estudios se centran en piezas de geometría simple, materiales de ingeniería o aplicaciones automotrices. Existe una oportunidad para desarrollar un modelo integral que combine diagnóstico estadístico, experimentación sistemática y optimización mediante programación matemática, aplicado específicamente a la producción de botas de PVC en un parque de máquinas heterogéneo, que es el vacío que la presente investigación aborda.

2.2. FUNDAMENTACIÓN CIENTÍFICA

2.2.1. Fundamentos del proceso de moldeo por inyección para termoplásticos

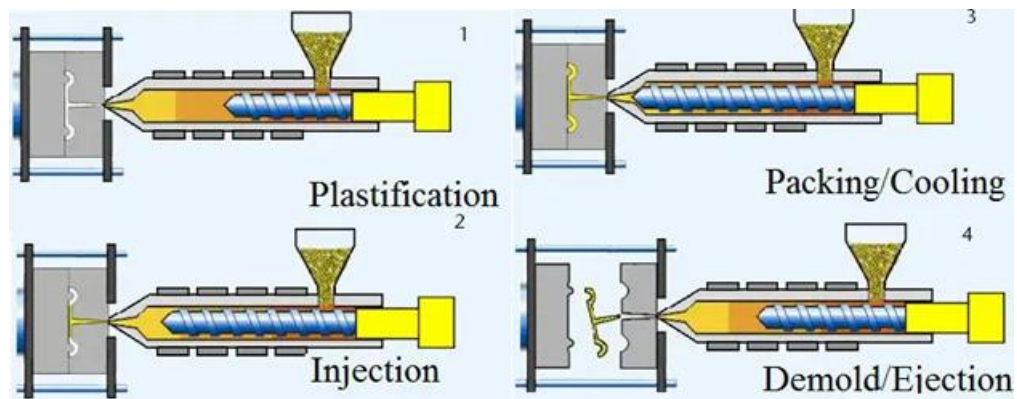
2.2.1.1. Principios físicos y etapas del ciclo de inyección

El moldeo por inyección es un proceso de manufactura cíclico diseñado para la producción en serie de piezas termoplásticas con geometrías complejas. Su principio fundamental consiste en plastificar un polímero mediante calor y cizalla en un cilindro, para luego inyectarlo a alta presión dentro de un molde cerrado, donde se enfría y solidifica adoptando la forma de la cavidad (Osswald et al., 2008) (Rosato & Rosato, 2012) .

El ciclo completo comprende etapas secuenciales: cierre y bloqueo del molde, inyección del material fundido, presión de mantenimiento o compactación, enfriamiento, y finalmente apertura del molde y expulsión de la pieza (Catoen & Rees, 2021). Durante la inyección, el husillo avanza actuando como pistón, forzando al polímero fundido a través de la boquilla y canales hacia la cavidad.

Completado el llenado, se aplica presión de mantenimiento para compensar la contracción volumétrica del material durante el enfriamiento inicial. El enfriamiento es generalmente la etapa más larga y la que más influye en el tiempo total de ciclo (Strong, 2006). Finalmente, la pieza solidificada es expulsada y el ciclo recomienza.

Figura 1. *Etapas del ciclo de moldeo por inyección*



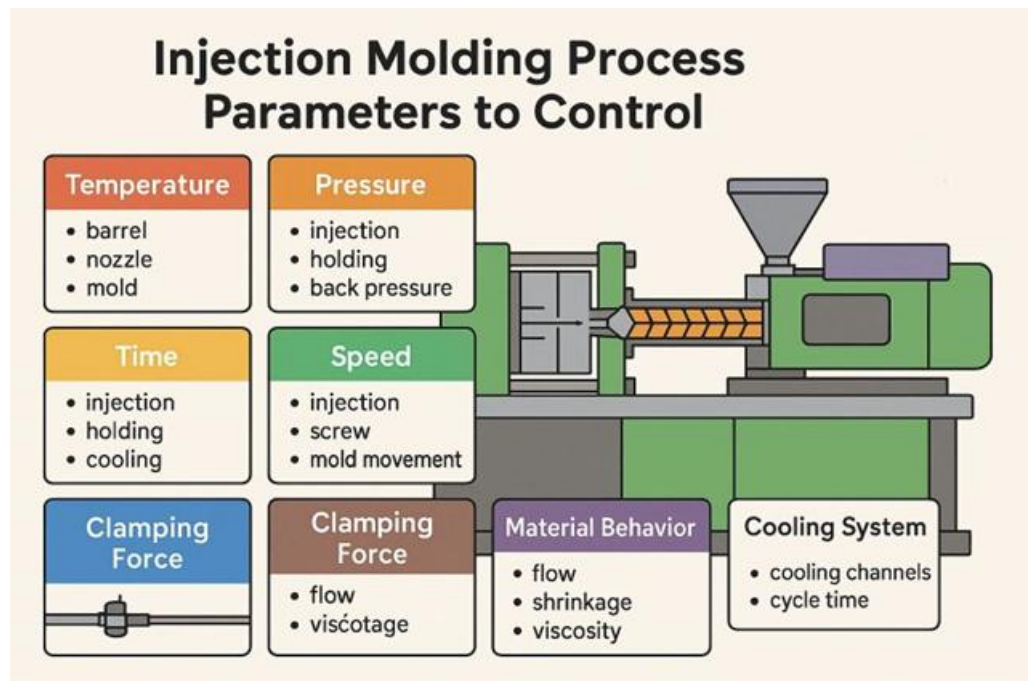
Nota. Representación esquemática del ciclo: cierre y bloqueo del molde, inyección del material fundido, presión de mantenimiento, enfriamiento y plastificación simultánea, apertura del molde y expulsión de la pieza.

2.2.1.2. *Parámetros críticos del proceso*

La calidad y eficiencia del proceso dependen de la interacción controlada de múltiples parámetros operativos. La temperatura de fusión determina la viscosidad del polímero fundido: temperaturas bajas dificultan el flujo y pueden causar llenado incompleto; temperaturas excesivas pueden provocar degradación térmica (Middleman, 1977) . La presión de inyección es la fuerza que vence la resistencia al flujo y asegura el llenado completo de la cavidad; presión insuficiente produce piezas incompletas, mientras que presión excesiva puede generar rebabas o tensiones internas (Osswald et al., 2008). La velocidad de inyección controla la rapidez del frente de flujo: velocidades muy bajas pueden causar enfriamiento prematuro; velocidades muy altas pueden provocar degradación por cizalla o quemaduras por atrapamiento de aire (Rosato & Rosato, 2012) .

El tiempo de enfriamiento debe ser suficiente para que la pieza alcance rigidez antes de ser expulsada; un enfriamiento insuficiente causa deformaciones, mientras que uno excesivo alarga innecesariamente el ciclo (Beaumont, 2019) . El tiempo de presión de mantenimiento debe prolongarse hasta que el material en la compuerta solidifique, aislando la cavidad; un tiempo insuficiente puede resultar en rechupes o porosidad interna (Menges et al., 2001). La interrelación entre estos parámetros es compleja y no lineal, justificando el uso de metodologías sistemáticas de optimización.

Figura 2. *Parámetros críticos del proceso de moldeo por inyección*



Nota. Representación de los parámetros críticos y su correspondencia con las etapas del ciclo de inyección.

2.2.2. El Policloruro de Vinilo (PVC) como Material para Calzado

2.2.2.1. *Propiedades y características del PVC flexible*

El policloruro de vinilo (PVC) es uno de los polímeros termoplásticos de mayor consumo mundial por su versatilidad, bajo costo y amplio rango de aplicaciones. Químicamente, es un polímero de cadena lineal obtenido por polimerización del

monómero de cloruro de vinilo, cuya estructura le confiere resistencia a la llama y a agentes químicos (Titow, 1984). Para aplicaciones de calzado, particularmente en botas, se utiliza PVC flexible, obtenido mediante la adición de plastificantes que reducen la temperatura de transición vítrea, confiriéndole elasticidad y suavidad (Wilkes et al., 2005). Las propiedades mecánicas relevantes incluyen alta resistencia a la abrasión, flexibilidad a bajas temperaturas, resistencia al desgarro y durabilidad frente a condiciones ambientales adversas, así como resistencia a aceites y grasas presentes en entornos industriales (Wypych, 2017). En este contexto, Castañeda et al. (2010) analizaron el módulo elástico y la resistencia a la ruptura en mezclas de nanocompuestos de ABS/TPU, demostrando que la incorporación de nanopartículas modifica significativamente las propiedades mecánicas de los polímeros, incrementando el esfuerzo a la tensión y reduciendo la elongación a la ruptura.

2.2.2.2. Aditivación: plastificantes y estabilizantes térmicos

El PVC puro es rígido y quebradizo, por lo que requiere un sistema de aditivos para su procesamiento en productos flexibles. Los plastificantes se insertan entre las cadenas poliméricas reduciendo las fuerzas intermoleculares, lo que facilita el movimiento relativo de las cadenas y disminuye la temperatura de transición vítrea (Grossman, 2008). Los más utilizados en calzado son ésteres de ftalatos, aunque han ganado protagonismo alternativas libres de ftalatos por consideraciones regulatorias. La concentración típica varía entre 30 y 60 partes por cada cien de resina, según la flexibilidad deseada.

Los estabilizantes térmicos son indispensables porque el PVC se descompone por deshidrocloración a temperaturas de procesamiento (160-200°C), liberando ácido clorhídrico y formando dobles enlaces que producen decoloración y deterioro mecánico. Los estabilizantes actúan neutralizando el HCl, reemplazando átomos de cloro lábiles y previniendo la degradación oxidativa (Wilkes et al., 2005). Los sistemas más comunes en calzado son basados en calcio-zinc (Ca/Zn) por su perfil toxicológico favorable. Otros aditivos incluyen lubricantes, cargas minerales, pigmentos y biocidas.

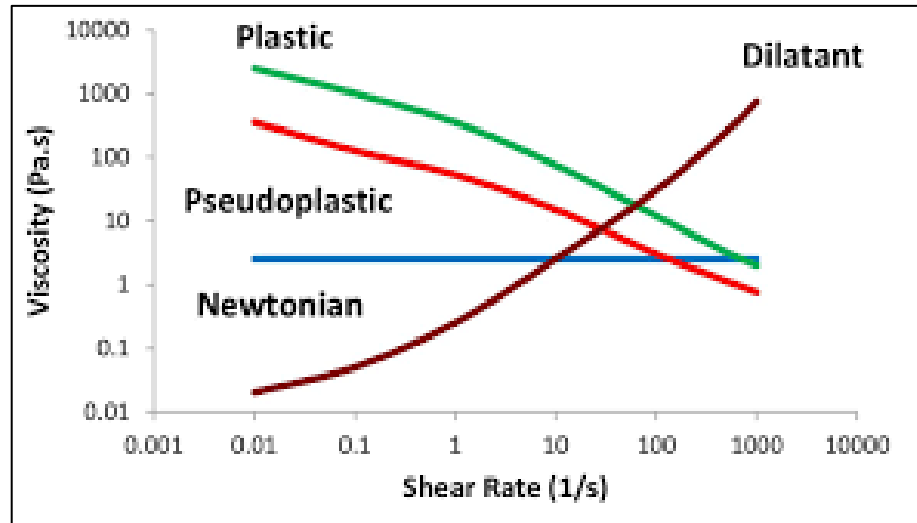
Otros aditivos presentes en las formulaciones para calzado incluyen lubricantes internos y externos para facilitar el flujo del material durante el procesamiento y evitar la adhesión a las paredes del molde, cargas minerales para reducir costo y modificar propiedades, pigmentos para lograr la coloración deseada, y biocidas para prevenir el ataque microbiano en aplicaciones de calzado expuesto a humedad.

2.2.2.3. Comportamiento reológico del PVC fundido

La reología estudia la deformación y flujo de la materia, siendo fundamental para comprender el comportamiento del PVC durante la inyección. El PVC fundido se comporta como un fluido no newtoniano de tipo pseudoplástico: su viscosidad aparente disminuye al aumentar la tasa de cizalla aplicada (Macosko, 1994). Este comportamiento tiene implicaciones prácticas: durante el llenado, el material experimenta altas tasas de cizalla al fluir por secciones estrechas, reduciendo su viscosidad y facilitando el flujo. Una vez que cesa el flujo, la viscosidad aumenta, contribuyendo a la estabilidad dimensional.

La viscosidad también depende fuertemente de la temperatura. El PVC amorfo muestra una disminución gradual de la viscosidad con el aumento de temperatura, haciendo crítico el control preciso de la temperatura de fusión para mantener condiciones de flujo consistentes y evitar degradación (Middleman, 1977). Los plastificantes modifican significativamente el comportamiento reológico, actuando como diluyentes internos que reducen la viscosidad del fundido, efecto relevante en la producción de botas donde altos contenidos de plastificante son necesarios para lograr la flexibilidad deseada.

Figura 3. *Comportamiento reológico del PVC fundido*



Nota. Disminución de la viscosidad aparente con el aumento de la tasa de cizalla, característica del comportamiento pseudoplástico.

2.2.2.4. *Parámetros operativos en moldeo por inyección: definición y clasificación general*

Los parámetros operativos son las variables cuantificables que pueden ser ajustadas y controladas durante el proceso de manufactura para influir en las características del producto final y en la eficiencia de la producción. En todo proceso industrial, los parámetros operativos constituyen los puntos de intervención mediante los cuales el operador o el sistema de control pueden modificar el comportamiento del proceso (Osswald et al., 2008).

En el contexto del moldeo por inyección, los parámetros operativos pueden clasificarse en tres categorías principales. Los parámetros de entrada son aquellos que se establecen antes de iniciar el ciclo, como la temperatura del cilindro, la temperatura del molde y la selección del material. La temperatura del molde es un parámetro crítico que influye en la calidad superficial y las propiedades mecánicas de la pieza inyectada; The Uyen et al. (2020) demostró que el control asistido por gas de esta variable mejora significativamente la calidad de las líneas de soldadura en el proceso de moldeo por inyección. Los parámetros de proceso son los que actúan durante el ciclo de inyección, incluyendo la presión de inyección, la velocidad de inyección, la presión de mantenimiento, el tiempo de enfriamiento y

la contrapresión del husillo. Los parámetros de salida son las variables resultantes que se miden para evaluar la calidad del producto, como las dimensiones de la pieza, el peso, el acabado superficial y la presencia de defectos (Menges et al., 2001) .

La identificación y control de los parámetros operativos es fundamental para garantizar la eficiencia del proceso, entendida como la capacidad de producir piezas conformes en el menor tiempo posible con el mínimo consumo de recursos. Como señalan Rosato & Rosato (2012), la correcta selección de los parámetros operativos determina no solo la calidad del producto, sino también la productividad de la máquina y el consumo energético del proceso.

En esta investigación, los parámetros operativos de interés corresponden a los identificados en la variable independiente "Parámetros de Inyección" de la operacionalización: temperatura de fusión, presión de inyección, velocidad de inyección, tiempo de enfriamiento y tiempo de apoyo. Estos parámetros serán objeto de medición, análisis y optimización en las fases posteriores del estudio, una vez que se haya realizado el levantamiento detallado del proceso en el Capítulo IV.

2.2.5 Especificaciones Técnicas de la Bota Llanera NG/AM

El producto objeto de esta investigación es la Bota Llanera Negro/Amarillo (NG/AM), fabricada por Plasticaucho Industrial S.A. bajo la marca VENUS. Este producto está clasificado como bota de uso general agrícola e industrial, fabricada en un rango de tallas 34-44. Sus especificaciones técnicas se presentan a continuación.

Tabla 1. *Materiales Específicos*

Componente	Especificación Material
Caña	PVC compuesto negro: resina PVC virgen + plastificantes + estabilizantes térmicos + pigmento negro

Componente		Especificación Material
Suela		PVC compuesto amarillo: resina PVC virgen + plastificantes + estabilizantes + pigmento amarillo + cargas minerales
Unión Caña-Suela		Soldadura térmica por inyección directa; fusión molecular a 160-180°C

Tabla 2. *Parámetros Fisicoquímicos (NTE INEN-ISO 4643:2017)*

Parámetro	Valor	Norma
Dureza Shore A (suela)	55 - 65 Shore A	ISO 868
Resistencia a la tracción (caña)	≥ 10 MPa	ISO 527
Porcentaje elongación rotura	≥ 200 %	ISO 527
Resistencia al desgarramiento	≥ 8 kN/m	ISO 6775
Adherencia caña-suela	≥ 200 N/cm	ISO 4403

Tabla 3. *Dimensionales (talla 40)*

Dimensión	Medida
Largo de bota (punta a talón)	~35 cm
Altura de caña	~30 cm
Perímetro de caña (máximo)	~35 - 37 cm
Espesor de suela	~8 mm
Peso por bota	~380 - 420 g

Fuente: Plasticaucho Industrial S.A. (2026).

Normas de Referencia y Cumplimiento

La Bota Llanera NG/AM es fabricada conforme a los siguientes estándares:

1. **NTE INEN-ISO 4643:2017** — *"Calzado de plástico moldeado — Botas de poli(cloruro de vinilo) forradas o sin forro para uso industrial general — Especificación"*
2. **ISO 9001:2015** — *"Sistemas de gestión de calidad — Requisitos"*

3. Reglamento Técnico Ecuatoriano RTE INEN 264 — "Calzado de protección y calzado de seguridad"

2.2.3. Teoría de la Eficiencia en Procesos de Manufactura

2.2.3.1. Concepto de eficiencia: definiciones y enfoques

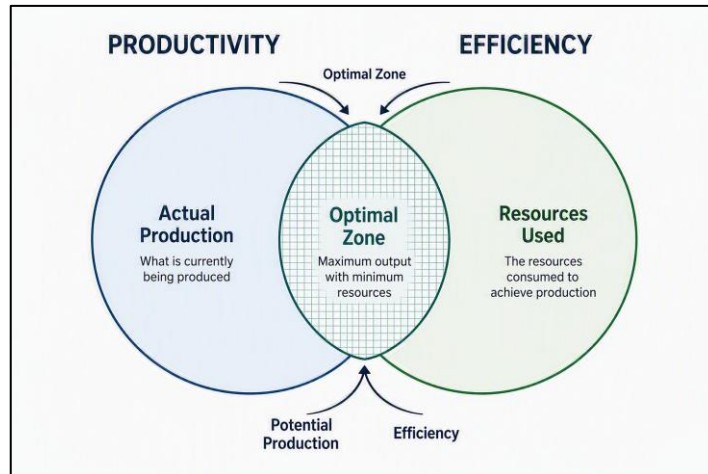
La eficiencia en ingeniería y gestión de operaciones se define como la relación entre los resultados obtenidos y los recursos empleados, en comparación con un estándar o referencia preestablecida (Sablon Cossio et al., 2016). Este concepto general se particulariza en diferentes enfoques según el ámbito de aplicación.

La eficiencia técnica se refiere a la capacidad de un sistema productivo para obtener la máxima cantidad de producto a partir de un conjunto dado de insumos. Está directamente relacionada con la función de producción y la frontera de posibilidades de producción (Medina Fernández de Soto, 2010). La eficiencia económica incorpora los precios de los factores, buscando la combinación de mínimo costo. La eficiencia energética mide la cantidad de producto por unidad de energía consumida, cobrando relevancia en procesos intensivos en energía como el moldeo por inyección (Arballo et al., 2019) .

2.2.3.2. Eficiencia vs. productividad: diferencias conceptuales

La productividad es la relación entre producción obtenida y recursos consumidos (output/input), constituyendo una medida absoluta de rendimiento. La eficiencia, en cambio, es un concepto comparativo: un proceso es eficiente si su productividad real se aproxima a su productividad potencial. Mientras la productividad responde "¿cuánto se produce por unidad de recurso?", la eficiencia responde "¿se está produciendo todo lo que se podría producir con esos recursos?" (Medina Fernández de Soto, 2010) .

Figura 4. *Diferencia entre productividad y eficiencia*



Nota. La productividad representa la relación output/input, mientras que la eficiencia compara el output real con el output potencial.

2.2.3.3. OEE: fundamentos, cálculo e interpretación

El OEE (Overall Equipment Effectiveness), desarrollado por Nakajima dentro del Mantenimiento Productivo Total (TPM), es la métrica más aceptada para evaluar integralmente la eficiencia en manufactura. Se estructura como producto de tres factores (Nakajima, 1988) :

- Disponibilidad: tiempo operativo real / tiempo planificado de producción
- Rendimiento: (producción real × tiempo de ciclo teórico) / tiempo operativo real
- Calidad: unidades conformes / total de unidades producidas

$$\text{OEE} = \text{Disponibilidad} \times \text{Rendimiento} \times \text{Calidad}$$

Figura 5. Descomposición del OEE y pérdidas asociadas



Nota. El OEE se descompone en disponibilidad, rendimiento y calidad, con las pérdidas asociadas a cada factor.

La interpretación estándar considera: OEE < 65% (deficiencias significativas), 65-75% (aceptable con oportunidades de mejora), 75-85% (bueno), >85% (excelente, clase mundial) (Muchiri & Pintelon, 2008).

2.2.3.4. Definición del tipo de eficiencia a optimizar en esta investigación

En concordancia con los objetivos planteados y lo discutido con el tutor, esta investigación se centra en la eficiencia de productividad, entendida como la capacidad de incrementar el número de unidades conformes producidas por unidad de tiempo, manteniendo constantes los recursos disponibles (misma maquinaria, mismos insumos, misma mano de obra). Esta decisión se fundamenta en que el objetivo general establece explícitamente la intención de "minimizar los tiempos de ciclo" y "mejorar la productividad", lo que apunta directamente a producir más en el mismo tiempo con los mismos recursos.

La reducción de defectos (minimización de unidades defectuosas) se aborda como un objetivo paralelo pero independiente, que contribuye a la eficiencia global y se optimiza simultáneamente mediante el enfoque multiobjetivo del modelo propuesto.

2.2.3.5. Indicadores de eficiencia y su relación con la operacionalización de variables

Los conceptos teóricos de eficiencia se materializan en indicadores específicos que corresponden directamente con la Variable Dependiente "Eficiencia de Producción" definida en la operacionalización:

Tabla 4. *Indicadores variables dependiente*

Indicador	Definición	Relación con tipo de eficiencia
Tiempo de ciclo (s)	Tiempo total requerido para producir una unidad	Eficiencia de productividad
Tasa de producción (botas/hora)	Unidades producidas por hora de operación	Eficiencia de productividad
Porcentaje de botas conformes (%)	Proporción de unidades que cumplen especificaciones	Eficiencia de calidad
Índice de desperdicio de material (%)	Material no convertido en producto conforme	Eficiencia de calidad

Estos indicadores serán medidos en las tres máquinas objeto de estudio (OF04, OF05 y OF08) antes y después de la implementación del modelo de optimización, permitiendo cuantificar las mejoras obtenidas.

2.2.3.6. Jerarquía de Variables y Relaciones Matemáticas

Para garantizar la coherencia entre los objetivos, el modelo de optimización y los indicadores de evaluación, se establece una jerarquía conceptual que distingue entre la variable principal, el indicador primario y los indicadores secundarios del estudio. Esta jerarquización es fundamental en la gestión de operaciones, donde la productividad y la eficiencia deben definirse con precisión para evitar ambigüedades en la medición del desempeño (Medina Fernández de Soto, 2010).

Variable principal: eficiencia de productividad

La variable principal es la eficiencia de productividad, entendida como la capacidad del proceso para producir más unidades conformes por unidad de tiempo, manteniendo constantes los recursos disponibles. Esta variable constituye el eje central de la investigación y se materializa en el objetivo general de incrementar la eficiencia productiva del proceso de moldeo por inyección. Como señalan Muchiri y Pintelon (2008), la medición de la eficiencia en manufactura requiere desagregar el desempeño global en componentes específicos que permitan identificar las fuentes de pérdida y las oportunidades de mejora.

Indicador primario: producción efectiva

El indicador primario que operacionaliza esta variable es la producción efectiva (Q_{ef}), definida como la cantidad de unidades conformes producidas por hora. Su cálculo se expresa mediante la siguiente relación:

$$Q_{ef} = Q_{bruta} \times (1 - D/100)$$

Donde Q_{bruta} representa la producción bruta en pares por hora y D la tasa de defectos expresada en porcentaje. Este indicador mide directamente el resultado del proceso en términos de producto conforme, siendo el criterio último de evaluación de la eficiencia. La distinción entre producción bruta y producción efectiva es esencial en procesos donde la tasa de defectos es significativa, ya que la producción bruta puede sobreestimar el desempeño real del sistema (Nakajima, 1988).

Indicadores secundarios

Los indicadores secundarios son aquellos que explican y determinan la producción efectiva: el tiempo de ciclo (t), la tasa de defectos (D) y la eficiencia de máquina (E).

El tiempo de ciclo determina la producción bruta según la relación:

$$Q_{bruta} = \frac{3600}{t}$$

Esta expresión establece que la producción bruta es inversamente proporcional al tiempo de ciclo, tal como se establece en la caracterización de procesos cíclicos de manufactura (Menges et al., 2001).

La tasa de defectos afecta directamente la proporción de producto conforme, y su reducción constituye uno de los objetivos centrales de la optimización en moldeo por inyección (Chen et al., 2023).

La eficiencia de máquina relaciona la producción real con la capacidad máxima instalada, según la expresión:

$$E = \frac{Q_{bruta}}{Cap}$$

Donde Cap es la capacidad máxima de la máquina en pares por hora, calculada como $Cap = 3600 / t_{min}$. Este indicador es ampliamente utilizado en la evaluación del desempeño de equipos industriales (Muchiri & Pintelon, 2008).

Relación integrada entre indicadores

La combinación de las ecuaciones (1), (2) y (3) permite expresar la producción efectiva en función de la capacidad instalada, la eficiencia de operación y la calidad del producto:

$$Q_{ef} = Cap \times E \times (1 - D/100)$$

Esta formulación sintetiza la relación entre los cuatro indicadores y evidencia que la producción efectiva depende de tres componentes: la capacidad instalada (Cap), la eficiencia de operación (E) y la proporción de producto conforme (1 - D/100).

Vinculación con la función objetivo del modelo MILP

La función objetivo del modelo MILP integra estos indicadores mediante la siguiente expresión:

$$MaxZ = \Sigma(\alpha \cdot Q_m + \beta \cdot E_m - \gamma \cdot D_m - \delta \cdot t_m)$$

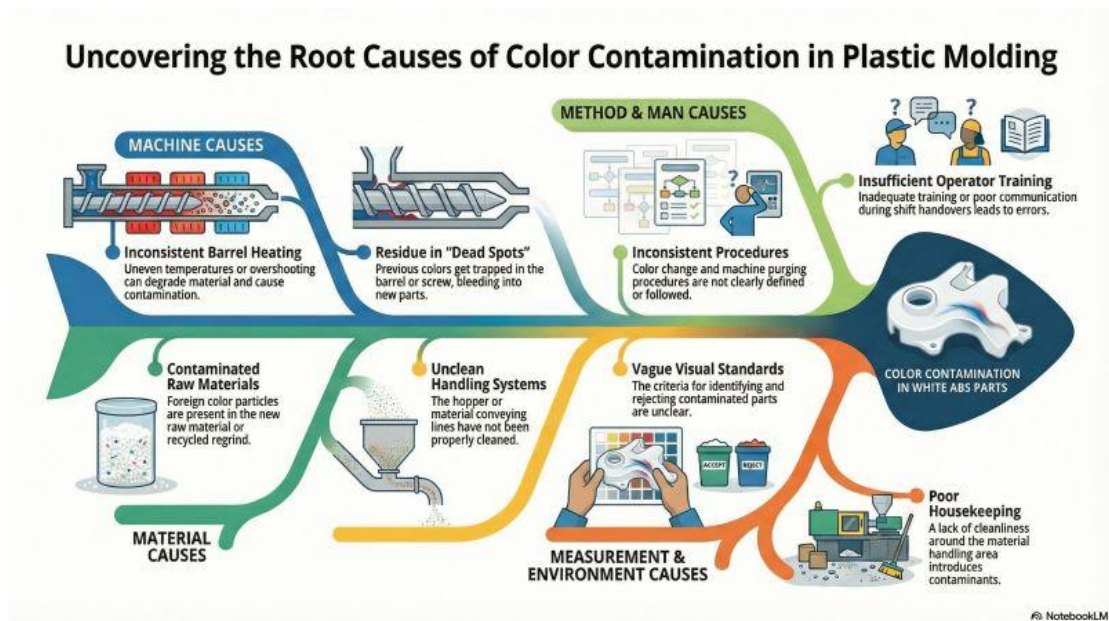
Donde $\alpha = 0.35$ pondera la producción, $\beta = 0.25$ la eficiencia, $\gamma = 0.25$ los defectos y $\delta = 0.15$ el tiempo de ciclo. La formulación de funciones objetivo multiobjetivo mediante ponderaciones es una práctica consolidada en la investigación de operaciones aplicada a procesos de manufactura, permitiendo equilibrar criterios en conflicto (Taha, 2017). Esta estructura respeta la jerarquía establecida: la producción efectiva es el resultado final, mientras que el tiempo de ciclo, los defectos y la eficiencia de máquina son sus componentes determinantes.

2.2.4. Defectos Típicos en el Moldeo por Inyección

2.2.4.1. Clasificación y causas raíz de defectos

La calidad de las piezas inyectadas depende de la interacción entre material, molde, máquina y parámetros de proceso. Los defectos pueden clasificarse según su origen: relacionados con el material (degradación térmica, contaminación, humedad), relacionados con el molde (ventilación inadecuada, puntos calientes, desgaste) y relacionados con el proceso (configuraciones inapropiadas de temperatura, presión, velocidad o tiempos), siendo estos últimos los más frecuentes y con mayor oportunidad de corrección mediante optimización (Osswald et al., 2008).

Figura 6. Diagrama de Ishikawa de defectos en piezas inyectadas

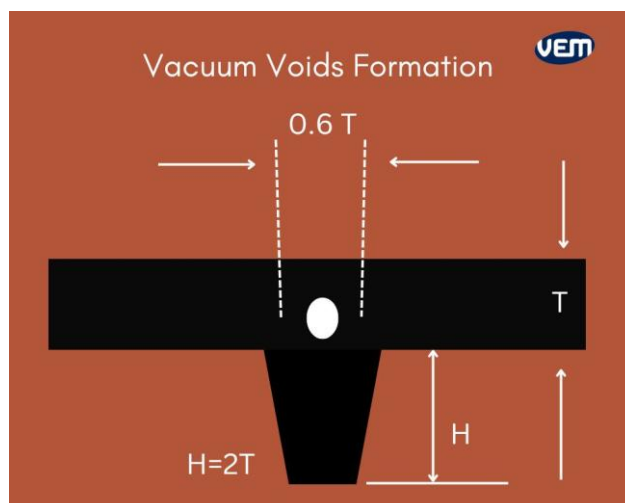


Nota. Clasificación de causas potenciales de defectos según su origen: material, molde, máquina, proceso y entorno.

2.2.4.2. Rechupes, burbujas y rebabas: mecanismos de formación

Los rechupes son depresiones superficiales en zonas de mayor espesor, causadas por contracción volumétrica durante el enfriamiento cuando la presión de mantenimiento es insuficiente para compensar la contracción del núcleo (Annicchiarico & Alcock, 2014). Las burbujas o vacíos internos se forman cuando la piel externa es lo suficientemente rígida para resistir el colapso superficial, generando un vacío interno por contracción del núcleo. Las rebabas son láminas delgadas de material que se extruyen en la línea de partición cuando la presión interna excede la fuerza de cierre de la máquina o existe desgaste en el molde (Menges et al., 2001).

Figura 7. Formación de rechupes y burbujas durante el enfriamiento



Nota. Representación de la formación de rechupes y burbujas en una sección gruesa durante el enfriamiento.

2.2.4.3. Relación entre parámetros de proceso y defectos

La temperatura de fusión influye en la viscosidad: temperaturas bajas dificultan el flujo y pueden causar llenado incompleto; temperaturas altas facilitan el flujo pero aumentan riesgo de degradación y rebabas. La presión de inyección insuficiente produce piezas incompletas; presión excesiva genera rebabas y tensiones internas. La velocidad de inyección baja causa enfriamiento prematuro del frente de flujo; velocidad alta puede provocar degradación por cizalla o quemaduras. El tiempo de enfriamiento insuficiente produce deformaciones; excesivo reduce productividad. La presión de mantenimiento y su duración son críticas para controlar la contracción y prevenir rechupes y burbujas (Chen et al., 2023).

Tabla 5. Influencia de los parámetros de proceso sobre la aparición de defectos comunes en piezas inyectadas

Parámetro	Efecto primario	Defectos asociados a valor bajo	Defectos asociados a valor alto
Temperatura de fusión	Viscosidad del fundido	Llenado incompleto,	Rebabas, degradación, gases

Parámetro	Efecto primario	Defectos asociados a valor bajo	Defectos asociados a valor alto
		líneas de soldadura	
Presión de inyección	Fuerza de llenado	Piezas incompletas	Rebabas, tensiones internas
Velocidad de inyección	Patrón de llenado	Frentes fríos, líneas visibles	Degradación, quemaduras
Tiempo de enfriamiento	Rigidez al expulsar	Deformación, mala estabilidad dimensional	Ciclo largo, baja productividad
Presión de mantenimiento	Compensación de contracción	Rechupes, burbujas	Sobrecompactación, desmoldeo difícil

Fuente: Elaboración propia a partir de Osswald et al. (2008) y Chen et al. (2023).

2.2.5. Fundamentos de la Optimización de Procesos

2.2.5.1. Concepto de optimización en ingeniería: definición y alcance

La optimización en ingeniería de procesos se define como el conjunto de métodos orientados a encontrar la mejor solución posible para un problema dado, sujeto a restricciones que limitan el espacio de soluciones factibles. Matemáticamente, optimizar consiste en maximizar o minimizar una función objetivo seleccionando sistemáticamente los valores de las variables de decisión dentro de un dominio permitido (Taha, 2017). En moldeo por inyección, la optimización adquiere especial relevancia debido a la naturaleza multivariable del proceso y a las interacciones complejas entre parámetros.

2.2.5.2. Tipos de problemas de optimización

Los problemas de optimización se clasifican según la naturaleza de las variables: continuas (pueden tomar cualquier valor real), discretas (valores de un conjunto finito) o mixtas (combinan ambas). Según la linealidad de las funciones, pueden ser lineales, no lineales o programación lineal entera mixta (MILP). Según el número de objetivos, pueden ser mono-objetivo o multiobjetivo, donde no existe una única solución óptima sino un conjunto de soluciones Pareto-óptimas (Farshi et al., 2011). Según la presencia de incertidumbre, pueden ser determinísticos, estocásticos o robustos.

Figura 8. Clasificación de los problemas de optimización



Nota. Clasificación según la naturaleza de las variables, la linealidad de las funciones, el número de objetivos y la presencia de incertidumbre.

2.2.5.3. Variables de decisión, función objetivo y restricciones

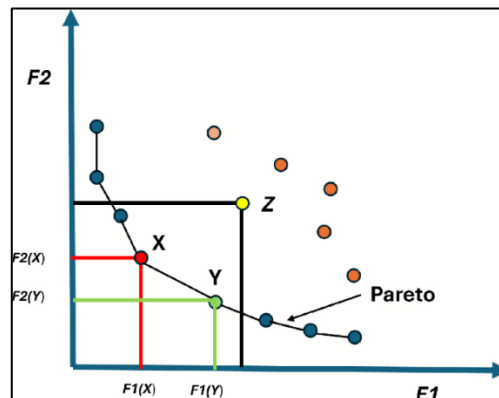
Todo problema de optimización se estructura en tres elementos fundamentales. Las variables de decisión son los parámetros sobre los cuales se tiene control:

temperatura de fusión, presión de inyección, velocidad de inyección, tiempos de ciclo. La función objetivo es la expresión matemática que cuantifica el desempeño y se desea maximizar o minimizar: minimizar tiempo de ciclo, minimizar tasa de defectos, maximizar productividad. Las restricciones son condiciones que deben satisfacer las variables para que una solución sea factible: límites operativos de temperatura y presión, capacidad de máquina, disponibilidad de recursos, requisitos de calidad (Osswald et al., 2008) .

2.2.5.4. Optimización multiobjetivo en procesos de manufactura

En la práctica industrial se persiguen simultáneamente múltiples objetivos, frecuentemente conflictivos: maximizar productividad, maximizar calidad, minimizar costos. En un problema multiobjetivo no existe una única solución óptima, sino un conjunto de soluciones no dominadas o Pareto-óptimas, donde no es posible mejorar un objetivo sin empeorar otro (Taha, 2017). Los enfoques para resolver problemas multiobjetivo incluyen método de ponderación, método de restricciones, programación por metas y algoritmos evolutivos multiobjetivo.

Figura 9. Frente de Pareto para optimización multiobjetivo



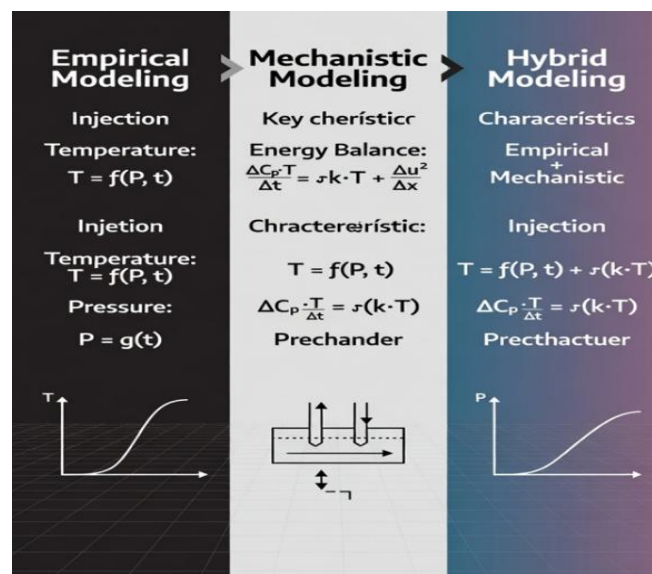
Nota. Representación del frente de Pareto para un problema con dos objetivos en conflicto: minimizar tiempo de ciclo y minimizar tasa de defectos.

2.2.6. Modelos de Optimización Aplicados al Moldeo por Inyección

2.2.6.1. Clasificación de modelos de optimización: empíricos, mecanicistas, híbridos

Los modelos empíricos se construyen exclusivamente a partir de datos experimentales mediante técnicas estadísticas como regresión o redes neuronales, sin requerir conocimiento profundo de los fenómenos físicos subyacentes. Su ventaja es la simplicidad de desarrollo cuando se dispone de datos suficientes, pero su capacidad de extrapolación es limitada (Osswald & Hernández-Ortiz, 2006). Los modelos mecanicistas se basan en leyes físicas y químicas (ecuaciones de conservación, modelos constitutivos), ofreciendo mayor capacidad de generalización, pero con mayor complejidad y costo computacional. Los modelos híbridos combinan ambos enfoques, utilizando un modelo mecanicista simplificado complementado con componentes empíricos ajustados con datos experimentales (Chen et al., 2023).

Figura 10. Enfoques de modelización en moldeo por inyección



Nota. Comparación conceptual de los enfoques empírico, mecanicista e híbrido

2.2.6.2. Parámetros de modelización: identificación, selección y jerarquización

La identificación de parámetros parte del conocimiento teórico, experiencia operativa y literatura especializada. En moldeo de PVC, los parámetros a considerar incluyen temperatura de fusión, presión de inyección, velocidad de inyección, tiempo de enfriamiento y tiempo de apoyo. La selección se basa en relevancia teórica, resultados de estudios previos, análisis de sensibilidad y factibilidad práctica. La jerarquización permite priorizar factores de mayor influencia mediante diagramas de Pareto, análisis de componentes principales o diseños factoriales fraccionados (Chen et al., 2023).

Tabla 6. Jerarquización de parámetros de proceso según su influencia en la eficiencia y calidad del moldeo de botas de PVC

Nivel de importancia	Parámetros	Justificación
Crítico (prioridad 1)	Temperatura de fusión, Presión de mantenimiento	Determinan viscosidad y compensación de contracción
Alto (prioridad 2)	Tiempo de enfriamiento, Velocidad de inyección	Afectan productividad y patrón de llenado
Moderado (prioridad 3)	Presión de inyección, Temperatura de molde	Influencia significativa pero secundaria
Bajo (prioridad 4)	Contrapresión, Velocidad de rotación del husillo	Efectos menores en condiciones normales

Fuente: Elaboración propia a partir de Chen et al. (2023) y Osswald et al. (2008).

2.2.6.3. Programación Lineal Entera Mixta (MILP): fundamentos teóricos

La Programación Lineal Entera Mixta (MILP) es una herramienta para optimización de problemas que involucren decisiones continuas y discretas. Su formulación canónica es:

Maximizar (o minimizar) $Z = \sum c_j x_j + \sum d_k y_k$

Sujeto a: $\sum a_{ij} x_j + \sum b_{ik} y_k \leq (\geq, =) r_i$

$x_j \geq 0$, continuas

$y_k \in \{0, 1, 2, \dots\}$, enteras

Las variables continuas (x_j) representan parámetros del proceso; las variables enteras (y_k) representan decisiones discretas como selección de máquina. Las características fundamentales son linealidad, integralidad y convexidad del espacio de soluciones relajado (Taha, 2017).

2.2.6.4. Formulación de un modelo MILP para moldeo por inyección

Para el problema de optimización de moldeo de botas de PVC, se propone la siguiente formulación general:

Conjuntos: $I = \{\text{máquinas OF04, OF05, OF08}\}$; $J = \{\text{parámetros a optimizar}\}$

Variables: x_{ij} (valor del parámetro j en máquina i , continuas); y_i (selección de máquina i , binaria)

Función objetivo (multiobjetivo ponderado): Minimizar $Z = w_1 \cdot (\text{tiempo de ciclo}) + w_2 \cdot (\text{tasa de defectos}) - w_3 \cdot (\text{productividad})$

Restricciones: límites operativos $L_{ij} \leq x_{ij} \leq U_{ij}$; $\sum y_i = 1$ (selección de una máquina); tasa de defectos estimada $\leq D_max$; tiempo de ciclo estimado $\leq T_max$; $y_i \in \{0,1\}$; $x_{ij} \geq 0$ (Farshi et al., 2011) .

Cuando un problema de optimización involucra múltiples objetivos que deben ser satisfechos simultáneamente, se habla de optimización multiobjetivo. En el caso del moldeo por inyección, es frecuente querer minimizar el tiempo de ciclo (para maximizar productividad) y minimizar la tasa de defectos (para maximizar calidad) al mismo tiempo. Estos objetivos suelen ser conflictivos, ya que aumentar la velocidad de producción puede incrementar la aparición de defectos (Taha, 2017) .

Existen varios enfoques para resolver problemas MILP multiobjetivo. El método de ponderación consiste en asignar pesos a cada objetivo y combinarlos en una función objetivo única: Minimizar $Z = w_1 \cdot Z_1 + w_2 \cdot Z_2 - w_3 \cdot Z_3$, donde los pesos (w_i) reflejan la importancia relativa de cada objetivo y suman 1. El método de restricciones optimiza un objetivo principal mientras que los demás se incorporan como restricciones con niveles de aspiración predefinidos. El método de programación por metas busca minimizar las desviaciones respecto a metas establecidas para cada objetivo (Farshi et al., 2011) .

2.2.6.4. Formulación de un modelo MILP para moldeo por inyección

Las relaciones funcionales que constituyen la base para la formulación del modelo MILP pueden obtenerse a partir de datos históricos de producción mediante análisis de regresión, o bien derivarse de la literatura científica especializada en reología de polímeros. En el contexto de esta investigación, las ecuaciones de estado del PVC flexible documentadas por Chen et al. (2023) y Osswald et al. (2008) proporcionan el marco de referencia para modelar el comportamiento del proceso. Estas relaciones tienen la forma general:

$$\text{Tiempo de ciclo} = f(T, P, V, t_e, t_a)$$

$$\text{Tasa de defectos} = g(T, P, V, t_e, t_a)$$

Donde T es temperatura, P presión, V velocidad, t_e tiempo de enfriamiento y t_a tiempo de apoyo.

Estas ecuaciones se incorporan al modelo MILP de dos maneras. Pueden formar parte de la función objetivo, cuando la respuesta es lo que se desea optimizar directamente (ej. minimizar tiempo de ciclo). También pueden constituir restricciones, cuando se establecen límites máximos admisibles (ej. tasa de defectos $\leq 5\%$). La formulación completa del modelo MILP para esta investigación queda expresada como:

Variables de decisión:

- x_1 : temperatura de fusión (°C) [continua]
- x_2 : presión de inyección (MPa) [continua]
- x_3 : velocidad de inyección (mm/s) [continua]
- x_4 : tiempo de enfriamiento (s) [continua]
- x_5 : tiempo de apoyo (s) [continua]
- y_i : selección de máquina i (OF04, OF05, OF08) [binaria, $\sum y_i = 1$]

Funciones objetivo (multiobjetivo por ponderación):

Minimizar $Z = w_1 \cdot [f(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)] + w_2 \cdot [g(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)] - w_3 \cdot [h(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)]$

Donde f es la función tiempo de ciclo, g la función tasa de defectos y h la función productividad, obtenidas del DOE. Los pesos w_1 , w_2 , w_3 se determinarán con la empresa según sus prioridades estratégicas.

Restricciones:

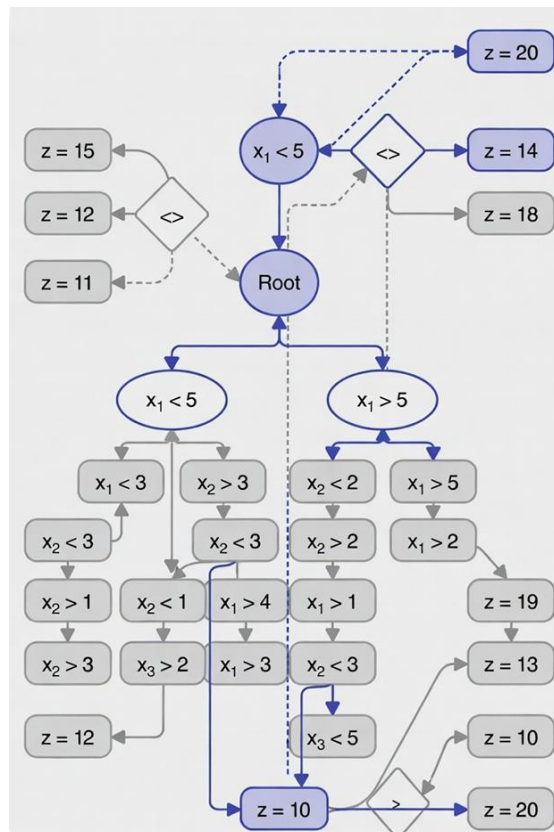
- Límites operativos: $L_{ij} \leq x_j \leq U_{ij}$ (para cada máquina i)
- Tasa de defectos máxima: $g(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) \leq D_{\max}$
- Tiempo de ciclo máximo: $f(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) \leq T_{\max}$
- Productividad mínima: $h(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) \geq P_{\min}$
- Selección única: $\sum y_i = 1$

Esta formulación permite encontrar, para cada máquina, la combinación óptima de parámetros que equilibra los objetivos de productividad y calidad según las prioridades establecidas.

2.2.6.5. Algoritmos de solución: *branch and bound*, métodos de planos cortantes

El algoritmo branch and bound explora el espacio de soluciones mediante una estructura de árbol, resolviendo en cada nodo la relajación continua y ramificando cuando se obtienen soluciones fraccionarias. Los métodos de planos cortantes añaden progresivamente restricciones lineales que eliminan regiones con soluciones fraccionarias. Los métodos híbridos (branch and cut) combinan ambas estrategias y son implementados en solvers comerciales como CPLEX (Taha, 2017).

Figura 11. *Exploración del espacio de soluciones con branch and bound*



Nota. Representación esquemática del algoritmo branch and bound para un problema MILP.

2.2.6.6. Software para optimización: GAMS, CPLEX, LINGO

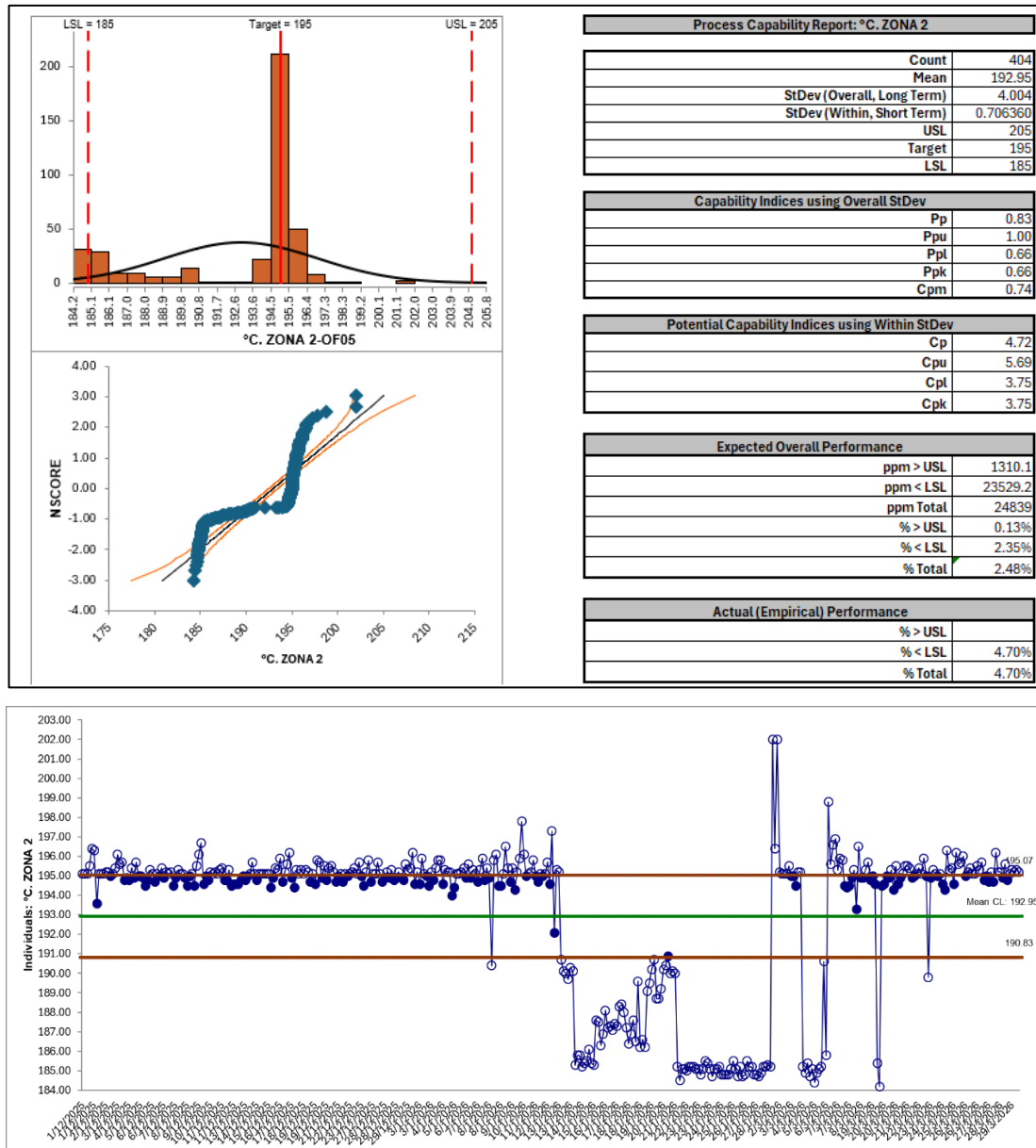
GAMS (General Algebraic Modeling System) es un sistema de modelado de alto nivel que permite formular modelos de manera concisa e independiente del solver utilizado. CPLEX (IBM ILOG) es el estándar industrial para programación lineal, entera y mixta, implementando algoritmos altamente optimizados. LINGO integra lenguaje de modelado con solvers incorporados, siendo adecuado para problemas de escala moderada y entornos educativos. Python con Pyomo o PuLP ofrece flexibilidad para combinar optimización con análisis de datos y visualización (Taha, 2017).

2.2.7. Metodologías Estadísticas para la Optimización

2.2.7.1. Control Estadístico de Procesos (CEP): gráficos de control y capacidad

El Control Estadístico de Procesos (CEP) permite monitorear, analizar y mejorar procesos productivos mediante técnicas estadísticas, distinguiendo entre variación por causas comunes (inherente al proceso) y causas especiales (eventos identificables). Los gráficos de control representan cronológicamente una característica de calidad con límites de control estadístico, señalando cuándo intervenir (Montgomery, 2020). Los tipos más comunes incluyen gráficos $\bar{X}$ -R (muestras pequeñas), $\bar{X}$ -s (muestras mayores), I-MR (observaciones individuales), p y np (proporción de defectuosos), c y u (número de defectos). El análisis de capacidad evalúa si un proceso estable puede producir dentro de especificaciones mediante índices Cp y Cpk, considerándose un proceso capaz cuando Cp y Cpk $\geq 1,33$.

Figura 12. Gráfico de control $\bar{X}$ -R de un proceso bajo control



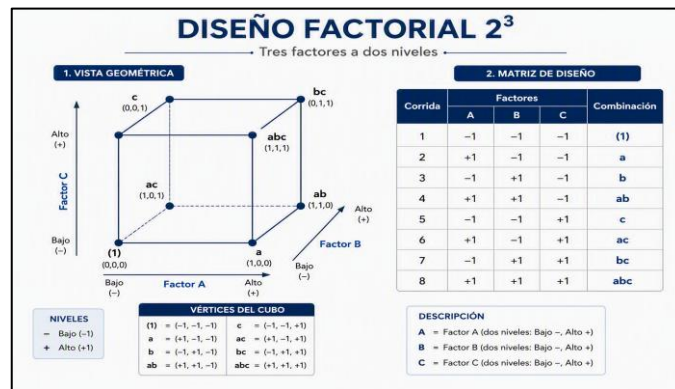
Nota. Ejemplo de gráfico de control $\bar{X}$ -R para un proceso bajo control estadístico.

2.2.7.2. Diseño de Experimentos (DOE): principios y aplicaciones

El Diseño de Experimentos (DOE) permite planificar, ejecutar y analizar pruebas experimentales sistemáticas para identificar y cuantificar la influencia de múltiples factores sobre variables de respuesta. Se basa en aleatorización, replicación y bloqueo. Los diseños factoriales evalúan todas las combinaciones posibles de niveles de factores, permitiendo estimar efectos principales e interacciones. Los diseños factoriales fraccionados reducen el número de experimentos sacrificando la

estimación de interacciones de orden superior (Montgomery, 2020). En moldeo por inyección, Chen et al. (2023) utilizaron diseño factorial para analizar efecto de temperatura, presión, velocidad y tiempo sobre deformación y contracción. De manera similar, Acosta-Velarde et al. (2021) emplearon diseños factoriales para optimizar parámetros operativos en procesos de inyección, confirmando la utilidad de esta herramienta para la identificación de factores significativos.

Figura 13. *Diseño factorial completo con tres factores a dos niveles*



Nota. Representación geométrica con ocho combinaciones experimentales en los vértices del cubo.

2.2.7.3. Método Taguchi: robustez y función señal/ruido

El método Taguchi enfatiza la robustez del proceso frente a factores de ruido no controlables. Distingue entre factores de control (ajustables) y factores de ruido (difíciles de controlar). La función señal/ruido (S/N) integra media y varianza en un solo valor: "menor es mejor" (minimizar respuesta), "mayor es mejor" (maximizar respuesta), "nominal es mejor" (alcanzar valor objetivo). Los arreglos ortogonales estandarizados (ej. L9) permiten estudiar múltiples factores con pocos experimentos, garantizando estimaciones independientes de efectos (Reynoso Jardón et al., 2023).

Tabla 7. *Estructura de un arreglo ortogonal L9 para cuatro factores (A, B, C, D) con tres niveles cada uno.*

Experimento	Factor A	Factor B	Factor C	Factor D
1	1	1	1	1

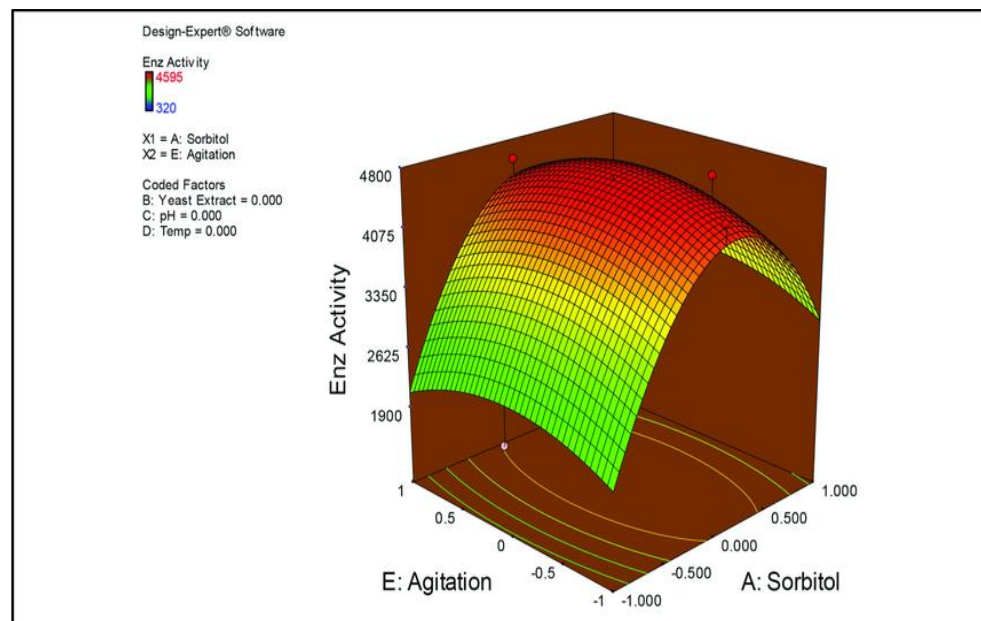
Experimento	Factor A	Factor B	Factor C	Factor D
2	1	2	2	2
3	1	3	3	3
4	2	1	2	3
5	2	2	3	1
6	2	3	1	2
7	3	1	3	2
8	3	2	1	3
9	3	3	2	1

Fuente: Adaptado de Reynoso Jardón et al. (2023).

2.2.7.4. Metodología de Superficie de Respuesta (RSM)

La Metodología de Superficie de Respuesta (RSM) modela la relación entre factores y respuesta mediante polinomios de primer o segundo orden, permitiendo encontrar condiciones óptimas. Los diseños más utilizados son los centrales compuestos (CCD), que combinan diseño factorial 2^k con puntos axiales y centrales, y los diseños de Box-Behnken, que requieren menos corridas para número elevado de factores (Montgomery, 2020). Morales Almendares et al. (2020) aplicaron RSM combinado con simulación Moldex3D para optimizar un producto médico, identificando parámetros que minimizaban el alabeo.

Figura 14. Superficie de respuesta de segundo orden

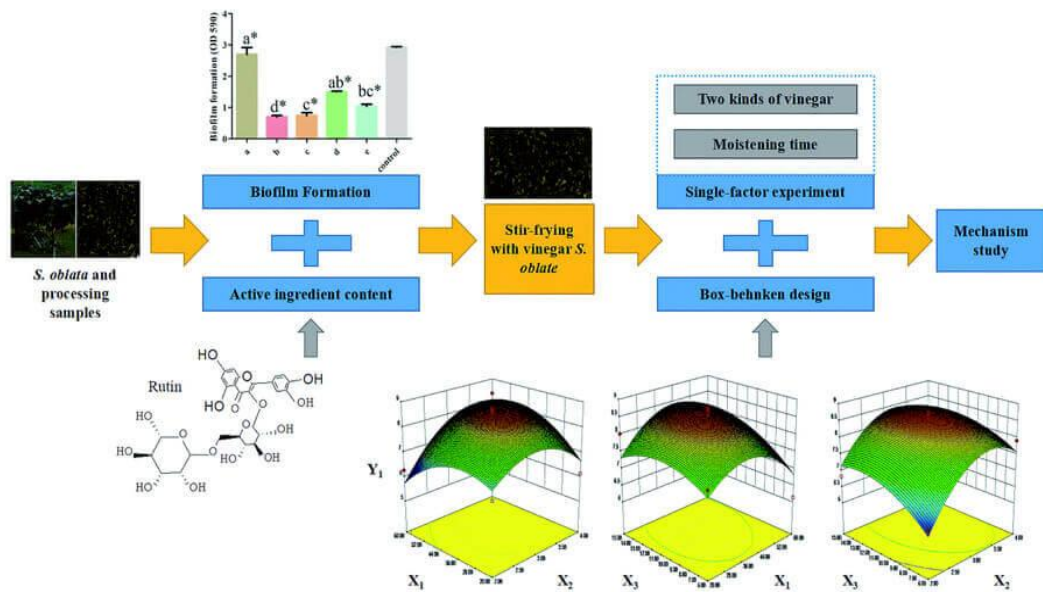


Nota. Representación tridimensional de una superficie de respuesta con dos factores y la región óptima

2.2.7.5. Integración de métodos estadísticos con modelos de optimización

La integración secuencial de métodos estadísticos comprende: diagnóstico inicial mediante CEP para verificar estabilidad; diseño de tamizado (screening) para identificar factores influyentes; optimización mediante DOE, Taguchi o RSM para obtener relaciones empíricas entre parámetros y respuestas; formulación del modelo de optimización (ej. MILP) incorporando estas relaciones como funciones objetivo o restricciones; y validación final mediante CEP para verificar que el proceso mejorado se mantiene estable y capaz (Montgomery, 2020).

Figura 15. Integración de metodologías estadísticas y optimización matemática



Nota. Flujo de integración de CEP, DOE, Taguchi y RSM con modelos de optimización para la mejora de procesos.

2.2.8. Simulación Computacional en Moldeo por Inyección

2.2.8.1. Fundamentos de la simulación de procesos

La simulación computacional permite representar y analizar el comportamiento de sistemas complejos mediante modelos matemáticos resueltos numéricamente. En moldeo por inyección, la simulación predice el flujo del material fundido, la transferencia de calor, las tensiones internas y la deformación final antes de fabricar el molde o ejecutar pruebas experimentales costosas (Osswald & Hernández-Ortiz, 2006). Se fundamenta en ecuaciones de conservación de masa, cantidad de movimiento y energía (Navier-Stokes), adaptadas para incorporar el comportamiento no newtoniano de polímeros mediante modelos constitutivos como Cross-WLF, Carreau-Yasuda o Bird-Carreau. Los métodos numéricos más utilizados son elementos finitos (FEM), volúmenes finitos (FVM) y diferencias finitas (FDM). Figal Costales et al. (2007) aplicaron FEM para modelar infiltración de líquido en material poroso, sentando bases metodológicas aplicables a simulación de flujo en moldes.

2.2.8.2. Software de simulación: Moldflow, Moldex3D, SolidWorks Plastics

Moldflow (Autodesk) es el software más utilizado mundialmente, con capacidades para simular llenado, compactación, enfriamiento y deformación. Sus módulos incluyen Moldflow Plastics Insight (análisis detallado) y Moldflow Advisers (análisis rápidos en etapas tempranas). Moldex3D (CoreTech System) se caracteriza por simulaciones tridimensionales completas (3D auténtico), con módulos para análisis térmico del molde, predicción de deformación, análisis de fibras y procesos especiales. SolidWorks Plastics está integrado en el entorno CAD, permitiendo simulaciones directamente sobre el modelo 3D sin exportar geometrías, con niveles Professional (llenado y enfriamiento) y Premium (análisis de deformación, orientación de fibras y optimización) (Chen et al., 2023). Otros programas incluyen ANSYS Polyflow (flujo viscoelástico), SIGMASOFT (análisis térmico) y REM3D (mallado automático).

Tabla 8. Comparación de las principales características de los softwares de simulación de moldeo por inyección.

Característica	Moldflow	Moldex3D	SolidWorks Plastics
Tipo de análisis principal	2.5D y 3D	3D completo	Integrado en CAD
Mallado	Automático y manual	Avanzado	Automático
Biblioteca de materiales	Extensa	Extensa	Limitada
Predicción de deformación	Sí	Sí	Sí
Análisis térmico de molde	Sí	Avanzado	Básico
Optimización integrada	Limitada	Avanzada	Limitada
Curva de aprendizaje	Media-alta	Alta	Baja-media

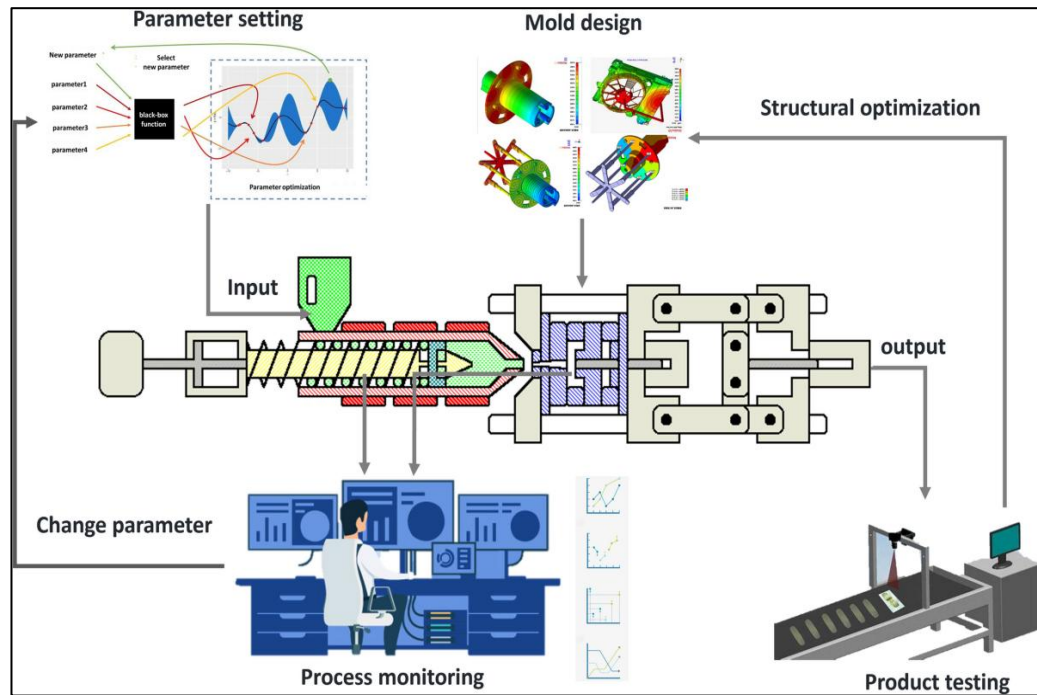
Fuente: Elaboración propia a partir de documentación de los fabricantes.

2.2.8.3. Validación de modelos de simulación con datos experimentales

La simulación computacional, por sofisticada que sea, no deja de ser una aproximación a la realidad. La validez de sus resultados depende críticamente de la calidad de los datos de entrada (propiedades del material, condiciones de contorno) y de las simplificaciones inherentes a los La simulación requiere validación experimental para garantizar su fiabilidad. El proceso de validación comprende: definición de casos de prueba que cubran el rango de interés; ejecución de experimentos físicos midiendo variables de entrada y respuesta; simulación de las mismas condiciones; comparación de resultados mediante métricas como error porcentual absoluto medio (MAPE), coeficiente de determinación (R^2) o raíz del error cuadrático medio (RMSE); y ajuste o calibración del modelo si las diferencias son significativas (Osswald & Hernández-Ortiz, 2006) . Chen et al. (2023) validaron simulaciones en SolidWorks Plastics comparando predicciones de

deformación con mediciones reales, obteniendo correlaciones superiores al 90%. En esta investigación, la simulación se utilizará como herramienta complementaria para verificar virtualmente los parámetros óptimos antes de pruebas finales en planta.

Figura 16. *Flujo integrado de simulación, experimentación y optimización*



Nota. Flujo de trabajo que combina simulación computacional, experimentación física y modelos de optimización para el moldeo por inyección.

2.2.9. Variables Intervinientes y Condiciones del Sistema

2.2.9.1. Influencia de las características del material

El PVC flexible para calzado es una formulación compleja que incluye resina base, plastificantes, estabilizantes térmicos, lubricantes, cargas y pigmentos. Las variaciones en la concentración de estos componentes entre lotes pueden alterar el comportamiento reológico, la temperatura óptima de procesamiento y las propiedades mecánicas finales (Wilkes et al., 2005). La concentración de plastificante es crítica: variaciones de $\pm 2\%$ pueden modificar significativamente el índice de fluidez, afectando la presión requerida para llenado completo (Grossman,

2008). La viscosidad del PVC fundido, con comportamiento pseudoplástico, puede variar entre lotes por diferencias en peso molecular o eficiencia de plastificación (Macosko, 1994). El contenido de humedad, aunque el PVC es menos higroscópico que otros polímeros, puede causar defectos superficiales (plateados) o burbujas internas si supera niveles críticos (Titow, 1984). La estabilidad térmica, determinada por la efectividad de los estabilizantes, limita el tiempo de residencia admisible en el cilindro plastificador (Wypych, 2017). El índice de fluidez (MFI) proporciona una indicación útil de consistencia lote a lote, con valores típicos entre 5 y 20 g/10 min para PVC flexible de calzado.

Tabla 9. *Características del material PVC que actúan como variables intervinientes y su impacto potencial en el proceso.*

Característica	Indicador	Impacto potencial en el proceso	Frecuencia de monitoreo
Contenido de plastificante	Especificación del proveedor	Viscosidad, tiempo de enfriamiento	Por lote
Viscosidad	Curva reológica o MFI	Presión de llenado, patrón de flujo	Por lote
Contenido de humedad	Análisis por balanza infrarroja	Defectos superficiales, burbujas	Diaria o antes de cada corrida
Estabilidad térmica	Tiempo de inducción a temperatura	Degradación, cambios de color	Periódica
Homogeneidad	Inspección visual del granulado	Consistencia del flujo	Visual en cada carga

Fuente: Wilkes, Summers & Daniels (2005); Wypych (2015).

2.2.9.2. Efecto de las condiciones ambientales en el proceso

Las condiciones ambientales del entorno de producción constituyen otra categoría importante de variables intervinientes. Aunque suelen mantenerse dentro de rangos aceptables mediante La temperatura ambiente afecta la eficiencia de los sistemas de refrigeración del molde: temperaturas elevadas reducen la capacidad de disipación de calor, prolongando tiempos de enfriamiento (Beaumont, 2019) . Variaciones de $\pm 5^{\circ}\text{C}$ pueden modificar los tiempos de enfriamiento en un rango del 2-5% (Strong, 2006) . La humedad relativa afecta principalmente al material granulado almacenado, pudiendo generar absorción superficial que causa defectos durante el procesamiento. En climas tropicales o estaciones lluviosas con humedad superior al 80-90%, el riesgo de problemas relacionados con humedad se incrementa significativamente (Titow, 1984). La presión atmosférica, aunque generalmente estable, puede afectar la ventilación del molde: a menor presión (mayor altitud), el aire atrapado se expande más durante el calentamiento, pudiendo causar defectos de quemado si la ventilación es insuficiente. El monitoreo continuo de temperatura ambiente y humedad relativa permitirá detectar correlaciones con variables de respuesta, incluir estas variables como factor de bloqueo en análisis estadístico, y establecer rangos de validez de los resultados.

2.2.9.3. Estrategias para minimizar el impacto de variables intervinientes

La estandarización rigurosa de procedimientos operativos constituye la primera línea de defensa: procedimientos de arranque y parada, tiempos de purga definidos, protocolos de limpieza y muestreo. El control de materia prima incluye verificación de certificados de calidad, inspección visual y medición de contenido de humedad antes de usar, recomendándose utilizar un único lote para toda la fase experimental o distribuir los experimentos para estimar efectos de lote (Wilkes et al., 2005). El monitoreo continuo con registro automático de temperatura y humedad ambiental permite evaluar correlaciones con respuestas del proceso. El método Taguchi es particularmente adecuado por su enfoque en hacer el proceso insensible a factores de ruido mediante la función señal/ruido (Reynoso Jardón et al., 2023). El bloqueo estadístico agrupa corridas experimentales en condiciones homogéneas de variables

intervinientes. El análisis de sensibilidad posterior evalúa cómo variaciones en condiciones ambientales o características del material afectarían el desempeño del proceso optimizado, estableciendo rangos seguros de operación.

Tabla 10. *Estrategias recomendadas para minimizar el impacto de las principales variables intervinientes en el estudio.*

Variable interviniente	Estrategia de control	Implementación en esta investigación
Características del lote de PVC	Usar un solo lote; caracterizar cada lote si es inevitable	Adquirir cantidad suficiente de un mismo lote para toda la fase experimental
Contenido de humedad del material	Secado previo; monitoreo	Medir humedad antes de cada corrida; secar si supera 0.2%
Temperatura ambiente	Monitoreo continuo; bloqueo	Registrar temperatura cada hora; incluir como covariable en análisis
Humedad relativa	Monitoreo continuo	Registrar humedad junto con temperatura
Variabilidad entre operadores	Estandarizar procedimientos; mismo operador	Designar un único operador para todas las corridas experimentales
Desgaste de máquina	Mantenimiento preventivo; aleatorización	Realizar mantenimiento antes de iniciar; aleatorizar orden de corridas

Fuente: Elaboración propia.

CAPÍTULO III

MARCO METODOLÓGICO

3.1. Tipo de investigación

La presente investigación se clasifica, por su enfoque, como un estudio de carácter mixto, combinando elementos cualitativos y cuantitativos. Según Hernández Sampieri et al. (2010), los diseños mixtos representan el más alto grado de integración entre ambos enfoques, permitiendo generalizar resultados cualitativos o profundizar la comprensión de resultados cuantitativos. En este estudio, el componente cualitativo se manifiesta en la observación directa del proceso y el análisis contextual de las condiciones operativas, mientras que el componente cuantitativo se centra en la medición y análisis estadístico de las variables de producción.

Por su finalidad y alcance, la investigación es de tipo aplicada y proyectiva. Es aplicada porque busca resolver un problema práctico y concreto en la industria del calzado: la ineficiencia en el proceso de moldeo por inyección de botas de PVC. Es proyectiva porque, a partir del diagnóstico de la situación actual, se propone un modelo de optimización matemática como solución técnica fundamentada, sin alcanzar la fase de implementación o validación experimental completa. Según Arias (2012), la investigación aplicada busca resolver problemas prácticos mediante la aplicación de conocimientos teóricos, lo cual se alinea con el propósito de este estudio de optimizar un proceso productivo real.

El diseño específico del estudio se estructura en dos fases secuenciales: (1) diagnóstico cuantitativo mediante Control Estadístico de Procesos (CEP), y (2) modelado matemático para optimización mediante Programación Lineal Entera Mixta (MILP). Las fases mencionadas se detallan en la Sección 3.5.

3.2. Población o muestra

La población de estudio está definida por la totalidad de unidades producidas mediante el proceso de moldeo por inyección en la fabricación de botas de PVC. Según Hernández Sampieri et al. (2010) , la población es el conjunto de todos los casos que concuerdan con una serie de especificaciones. En este contexto, la población corresponde a la producción mensual de botas en las tres máquinas de moldeo por inyección de la empresa, que asciende aproximadamente a 36.000 unidades distribuidas entre:

- Máquina OF04
- Máquina OF05
- Máquina OF08

Para la determinación del tamaño de muestra, se consideró esta población finita de 36.000 unidades mensuales. Se aplicó la fórmula para poblaciones finitas con los siguientes parámetros:

- Nivel de confianza: 95% ($Z = 1.96$)
- Margen de error: 4% ($e = 0.04$)
- Proporción esperada: 50% ($p = 0.5$, valor conservador)

Aplicando la fórmula:

$$n = \frac{N \times Z^2 \times p \times (1 - p)}{e^2 \times (N - 1) + Z^2 \times p \times (1 - p)}$$

$$n = \frac{36000 \times 1.96^2 \times 0.5 \times 0.5}{0.04^2 \times 35999 + 1.96^2 \times 0.5 \times 0.5}$$

$n = 592.84 \approx 593$ unidades

Este valor se redondeó a 620 unidades por dos razones: garantizar un mínimo de 200 muestras por cada una de las tres máquinas (OF04, OF05 y OF08), permitiendo un análisis de capacidad de proceso robusto que requiere al menos 100 observaciones por subgrupo (Montgomery, 2020); y cubrir posibles datos atípicos o pérdidas durante la depuración de la base de datos. La muestra se distribuyó de manera equitativa entre las tres máquinas (207 muestras por máquina, aproximadamente), considerando a cada máquina como un estrato dentro de la población.

El tipo de muestreo aplicado es estratificado por conveniencia, complementado con un muestreo sistemático por turno. Como señala Sabino (1996) , el muestreo intencional o por conveniencia escoge sus unidades según características relevantes para el investigador. En este caso, la estratificación por turno permite capturar la variabilidad del proceso a lo largo de la jornada laboral, distribuyéndose de la siguiente manera:

- Inicio de turno (primera hora): 10 muestras por máquina
- Media jornada (cuarta hora): 10 muestras por máquina
- Final de turno (séptima hora): 10 muestras por máquina

De esta forma, la muestra de 620 unidades (207 por máquina, distribuidas en los tres turnos) es representativa de la producción total y permitió analizar el comportamiento del proceso en las condiciones reales de operación.

3.3. Pregunta científica

A continuación, se formulan las siguientes preguntas de investigación que guiaron el desarrollo del estudio:

Pregunta principal:

¿En qué medida es posible optimizar los parámetros de inyección (temperatura, presión, velocidad y tiempos) en las máquinas OF04, OF05 y OF08 para la producción de botas de PVC, de manera que se minimice el tiempo de ciclo y el porcentaje de unidades defectuosas, y se maximice la productividad?

Preguntas secundarias:

- ¿Cuál es la combinación óptima de parámetros de inyección en las tres máquinas que minimizan la incidencia de defectos (rechupes, burbujas, inyecciones incompletas) en los productos evaluados?
- ¿Qué impacto tiene cada parámetro de inyección (temperatura, presión, velocidad, tiempo de enfriamiento, tiempo de apoyo) en el tiempo de ciclo y la productividad de cada máquina?
- ¿Cómo varía la sensibilidad de cada máquina a los cambios en los parámetros de inyección y qué implicaciones tiene esto para la optimización?
- ¿Qué beneficios cuantificables en términos de reducción de tiempo de ciclo, disminución del porcentaje de unidades defectuosas y mejora de la productividad se pueden obtener mediante la aplicación del modelo de optimización propuesto?

3.4. Recolección de información

Para la recolección de datos, se emplearon diversas técnicas e instrumentos que garantizaron la validez y confiabilidad de la información obtenida. Las principales técnicas fueron:

Observación directa: Se realizaron visitas programadas a la planta de producción para registrar las condiciones operativas del proceso de moldeo por inyección. Durante estas visitas, se observaron y documentaron variables como temperaturas, presiones, tiempos de ciclo y condiciones generales de operación de la maquinaria.

Esta técnica permitió obtener información contextual y detectar posibles fuentes de variación no controladas.

Registro de datos de producción: Se recopilaron datos directamente del sistema de información de la empresa, incluyendo tiempos de ciclo, parámetros de inyección configurados, e incidencia de defectos clasificados por tipo. Del sistema ERP (Enterprise Resource Planning) se extrajeron específicamente los siguientes registros del módulo de producción: temperaturas por zona del cañón de inyección, presión de carga, velocidad de carga, tiempo de ciclo por orden de producción, y porcentaje de unidades defectuosas clasificadas por tipo de defecto (rechupes, burbujas, inyecciones incompletas, rebabas).

Análisis documental: Se revisaron informes de producción correspondientes al primer trimestre del año 2026, registros de calidad, datos de mantenimiento preventivo y correctivo, y documentación técnica de las máquinas y materiales. Este análisis permitió identificar tendencias históricas, patrones de comportamiento del proceso y posibles causas raíz de problemas recurrentes.

Los instrumentos utilizados para la recolección de datos incluyeron:

- **Para variables independientes:** Termómetros industriales calibrados, manómetros digitales, sensores de presión de las máquinas, cronómetro industrial y los propios sistemas de control de las inyectoras.
- **Para variables dependientes:** Registros de producción estandarizados, sistema de control de calidad de la empresa, balanza de precisión para medición de desperdicios y software de gestión de producción.
- **Para variables intervinientes:** Fichas técnicas de los materiales, termómetro ambiental, higrómetro, barómetro y, cuando sea necesario, análisis de laboratorio para caracterización del material.

Todos los instrumentos de medición fueron calibrados antes de iniciar la toma de datos, y se elaboraron formatos estandarizados de registro que se presentan en los anexos de la investigación.

3.5. Procesamiento de la información y análisis estadístico

En concordancia con las dos fases definidas en la Sección 3.1, el procesamiento y análisis de los datos se realizó siguiendo el siguiente detalle metodológico:

Fase 1: Análisis de Capacidad del Proceso (CEP). Se utilizó el software Minitab para evaluar la estabilidad y capacidad del proceso actual. Se calcularon los índices de capacidad potencial (C_p , C_{pk}) y desempeño real (P_p , P_{pk}) para las variables críticas de temperatura, presión y velocidad. Adicionalmente, se elaboraron gráficos de control (I-MR) para verificar la presencia de causas especiales de variación. Este análisis permitió identificar los parámetros que requirieron optimización prioritaria.

Fase 2: Formulación del Modelo de Optimización MILP. Con base en las variables críticas identificadas en la Fase 1, se construyó un modelo de Programación Lineal Entera Mixta (MILP) cuyos elementos constitutivos son:

- **Variables de decisión:** Temperaturas de las cuatro zonas del cañón (T_{Z1} , T_{Z2} , T_{Z3} , T_{Z4} en $^{\circ}\text{C}$), presión de inyección (P en Bar) y velocidad de carga (V en %), para cada uno de los dos inyectores de la máquina. En total, 12 variables de decisión por máquina.
- **Función objetivo:** Maximizar una medida compuesta de desempeño que integra producción ($\alpha=0.35$), eficiencia ($\beta=0.25$), defectos ($\gamma=0.25$) y tiempo de ciclo ($\delta=0.15$).
- **Restricciones:** Límites operativos de cada variable según las especificaciones oficiales de cada máquina e inyector (Tabla 20), incluyendo restricciones de temperatura ($140\text{-}215^{\circ}\text{C}$ según zona), presión ($0\text{-}15$ Bar), velocidad ($75\text{-}99\%$) y tiempo de ciclo ($28\text{-}34$ s), así como restricciones de estabilidad térmica del PVC ($TF \leq 200^{\circ}\text{C}$) y de activación de máquina.

La formulación matemática se estructuró siguiendo la metodología de Taha (2017).

Análisis de capacidad del proceso: Se calcularon los índices Cp y Cpk para evaluar la estabilidad y capacidad del proceso en su estado actual. Se buscó alcanzar valores superiores a 1.33 como indicador de un proceso capaz.

Gráficos de control: Se elaboraron gráficos de control (I-MR) para verificar la estabilidad del proceso, asegurando que las variaciones observadas no fueran producto de causas aleatorias.

Modelos de optimización MILP: El modelo se resolvió mediante búsqueda exhaustiva implementada en el software R versión 4.5.3, sin recurrir a solvers externos, dado que el espacio de búsqueda está acotado por los límites operativos de cada variable. Taha (2017) señala que estos modelos permiten abordar simultáneamente decisiones continuas (valores de parámetros) y discretas (selección de máquina o configuración), optimizando el proceso de fabricación de manera integral.

Como parte de los resultados esperados del estudio, se contempló :

- Identificar, mediante el análisis CEP, los parámetros críticos que actualmente operan fuera de control estadístico en las máquinas OF04, OF05 y OF08.
- Desarrollar un modelo de optimización MILP que permita proponer una combinación teórica de parámetros operativos (temperatura, presión, velocidad, tiempos) orientada a maximizar la eficiencia productiva.
- Proponer valores de referencia (setpoints) estandarizados para cada máquina, que sirvan como guía para futuras implementaciones o validaciones experimentales. La comparación entre el desempeño actual y el desempeño óptimo se realiza de forma modelada, a partir de las proyecciones del modelo MILP. La medición de los indicadores después de

la implementación de los parámetros propuestos se plantea como fase futura.

- Establecer una línea base de desempeño actual (Ppk) que permita cuantificar el impacto potencial de la optimización propuesta.

CAPITULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Descripción de Plasticaucho Industrial S.A.

4.1.1 Datos Generales de la Empresa

Plasticaucho Industrial S.A. es la empresa líder en producción y comercialización de calzado en el Ecuador, con una trayectoria ininterrumpida superior a 90 años. Su origen se remonta al año 1930, cuando Don José Filomentor Cuesta Tapia inició la fabricación artesanal de calzado de caucho en Ambato. Actualmente, la empresa opera con dos plantas de producción: una ubicada en el sector de Catiglata (Panamericana Norte Km. 2½), destinada a la producción de calzado deportivo, de seguridad y de caucho; y otra en el Parque Industrial (Panamericana Norte Km. 10), donde se concentra la producción de calzado de PVC, incluyendo las botas termoplásticas objeto de este estudio.

4.1.2 Filosofía Corporativa

Misión Corporativa:

"Diseñamos, producimos y comercializamos calzado, accesorios para vehículos y materiales didácticos, apoyados en un equipo humano competente, tecnología de punta y eficiencia energética, para ser una empresa sólida, rentable e innovadora."

Visión Estratégica:

"Todo ecuatoriano usará un par de zapatos de una de las marcas comercializadas por la empresa."

Misión Operativa:

"Lideramos el sector calzado en el Ecuador con procesos ágiles, eficientes e innovadores."

Principios y Valores Corporativos:

La conducta organizacional de Plasticaucho Industrial S.A. se fundamenta en seis principios que articulan su identidad institucional: honestidad, justicia, ética, solidaridad, lealtad y honorabilidad.

4.1.3 Línea de Productos: Botas de PVC

Dentro de su línea de productos plásticos, Plasticaucho Industrial S.A. fabrica una amplia gama de botas de Policloruro de Vinilo (PVC) 100% inyectadas, diseñadas para aplicaciones agrícolas e industriales. Los modelos se clasifican en tres categorías principales: Llaneras (uso general), Andinas, Pantaneras y otras líneas complementarias. A continuación, se detalla la categoría Llanera, que corresponde al producto objeto de este estudio.

Figura 17. Bota Llanera Negro/Amarillo (NG/AM)



Nota. Producto objeto de estudio, marca Venus, código LLANA.NG-AM

Tabla 11. Modelos y combinaciones de la categoría Llanera

Modelo	Combinación de Colores	Tallas Disponibles
Llanera	Negro/Amarillo	34 – 46

Modelo	Combinación de Colores	Tallas Disponibles
Llanera	Amarillo/Negro	34 – 46
Llanera	Blanca	34 – 46
Llanera	Azul/Amarillo	34 – 46

Nota. Tallas disponibles para uso general agrícola. Fuente: Plasticaucho Industrial S.A. (2026).

4.2 Descripción de la planta de inyección de botas de PVC

4.2.1 Concepto Operativo

La planta de fabricación de botas de PVC por inyección es una instalación industrial automatizada donde la materia prima en forma de pellets compuestos de PVC se transforma en botas terminadas mediante un proceso de moldeo por inyección rotativa. El proceso es de ciclo cerrado, altamente controlado y opera de forma continua en estaciones de inyección automáticas.

4.2.2 Áreas funcionales de la planta

La planta de inyección de botas PVC de Plasticaucho está organizada funcionalmente en las siguientes áreas:

1. Área de recepción y almacenamiento de materia prima

- **Función:** Recibir, inspeccionar y almacenar materias primas.
- **Equipamiento:** Silos de almacenamiento vertical (capacidad: 5-20 toneladas c/u), pallet jacks manuales.

2. Área de Inyección (Núcleo de Producción)

- **Función:** Ejecutar el moldeo por inyección rotativa de botas.

- **Equipamiento:** Máquinas inyectoras rotativas Ottogalli (12 estaciones c/u), sistemas de enfriamiento (chiller de agua fría), sistemas de lubricación automática, tableros de control PLC.
- **Operadores:** 1 operario por máquina + 1 supervisor/turno.

Figura 18. *Área de inyección de botas de PVC*



Nota. Vista del área de inyección con máquinas rotativas Ottogalli protegidas por enrejado de seguridad amarillo.

3. Área de Desmoldeo, Inspección Inicial y Revisión

- **Función:** Extraer botas del molde, inspeccionar y detectar defectos de inyección.
- **Operaciones:** Extracción manual o semiautomática, inspección visual (rebabas, burbujas, aberturas caña/suela), separación de botas defectuosas.
- **Operadores:** 2 verificadores por turno.

4. Área de Acabado

- **Función:** Eliminación de rebabas y limpieza superficial.
- **Equipamiento:** Cuchillas de rebaje manual, sistemas de aire comprimido.

- **Operadores:** 1-2 operadores de acabado.

Figura 19. *Áreas de desmoldeo, inspección inicial y acabado*

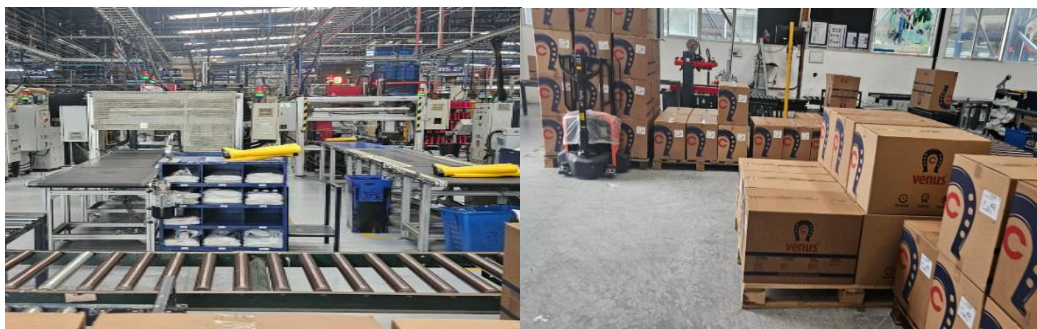


Nota. Zona de desmoldeo e inspección visual de botas, y área de acabado para eliminación de rebabas.

5. Área de Empaque y Despacho

- **Función:** Agrupar, empaquetar y alistar botas para distribución.
- **Operaciones:** Emparejamiento, etiquetado individual, empaque en cajas de cartón (12 pares/caja), estibado en paletas.
- **Operadores:** 2-3 operarios por banda de empaque.

Figura 20. *Área de empaque y despacho*



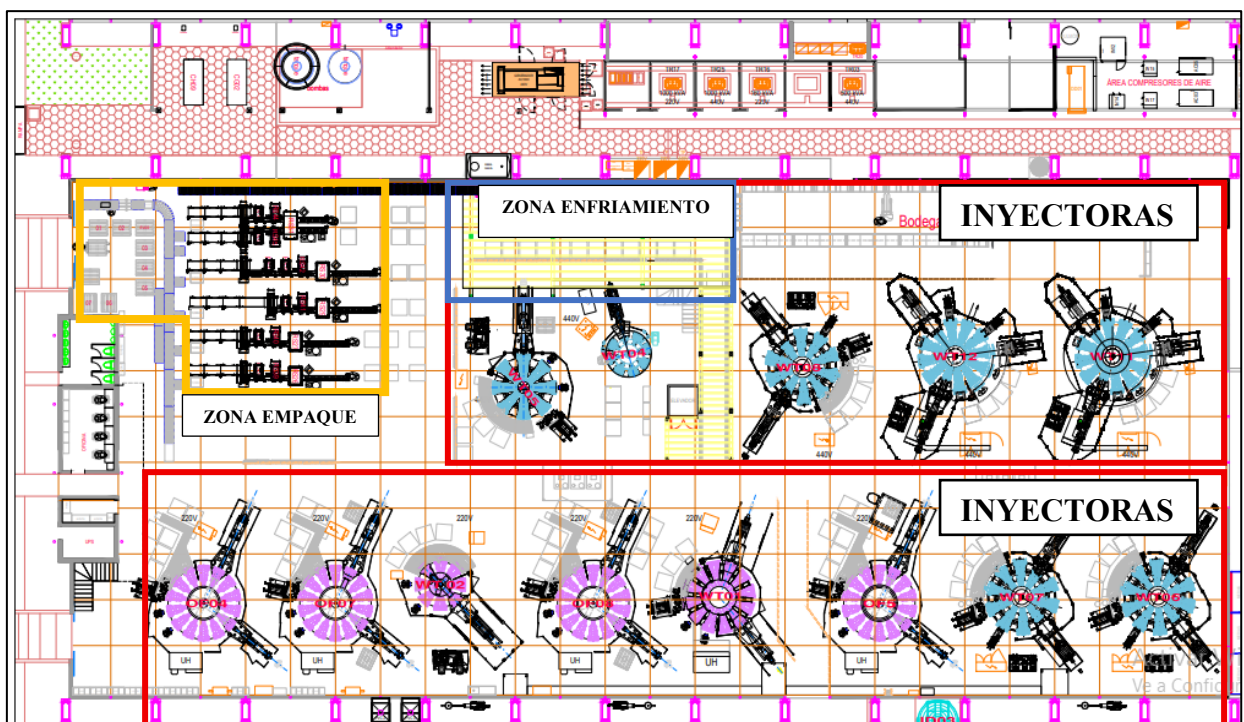
Nota. Línea de empaque y estibado de botas en cajas de cartón para distribución.

6. Área de Servicios Auxiliares

- **Función:** Proveer servicios críticos para operación de planta.
- **Sistemas:** Chiller industrial, compresor de tornillo, sistema eléctrico con transformador y generador de emergencia.

4.2.3 Layout de la Planta

El diagrama de flujo y disposición física de la planta de inyección de botas PVC sigue un principio de flujo lineal con retornos mínimos:



4.3 Descripción del Proceso de Fabricación: Bota Llanera NG/AM

El proceso integral de fabricación de la Bota Llanera NG/AM en Plasticaucho comprende 13 etapas secuenciales:

Etapas 1: Formulación del Compuesto PVC

- **Objetivo:** Preparar mezcla homogénea de PVC con pigmentos y aditivos.

- **Procedimiento:** Pesaje de componentes (PVC resina virgen, plastificante, estabilizante térmico, pigmento, mezcla en mezclador de baja velocidad por 10-15 minutos.

Etapa 2: Carga a Tolvas de Máquina Inyectora

- **Objetivo:** Abastecer los inyectores con material compuesto.
- **Procedimiento:** Vaciado de compuesto PVC Negro en tolva de caña y PVC Amarillo en tolva de suela.

Etapa 3: Plastificación y Fusión

- **Objetivo:** Transformar pellets sólidos a PVC líquido fundido.
- **Procedimiento:** Activación de resistencias calefactoras (160-180°C), rotación del tornillo (100-120 rpm).

Etapa 4: Inyección de Caña (Color Negro)

- **Objetivo:** Inyectar PVC negro en molde de caña.
- **Parámetros:** Presión ~1,800 bar, caudal ~400 cm³/seg, temperatura 165-175°C.

Etapa 5: Preenfriamiento de Caña

- **Objetivo:** Permitir solidificación inicial de caña.
- **Procedimiento:** Circulación de agua fría (~10°C) en circuito de molde por ~8 segundos.

Etapa 6: Inyección de Suela (Color Amarillo)

- **Objetivo:** Inyectar PVC amarillo y fusionarlo con caña.
- **Parámetros:** Presión ~1,900 bar, temperatura 170-180°C.

Etapas 7: Enfriamiento Activo del Conjunto

- **Objetivo:** Solidificar completamente la bota.
- **Procedimiento:** Flujo máximo de agua fría (~250 L/min) por 15-20 segundos.

Etapas 8: Desmoldeo Automático

- **Objetivo:** Extraer bota del molde sin dañarla.
- **Procedimiento:** Inyección de aire comprimido (6-8 bar), expulsión por pasadores, retiro manual de horma.

Etapas 9: Inspección Visual Inicial

- **Objetivo:** Detectar defectos de inyección.
- **Criterios de rechazo:** Rebabas >2 cm, burbujas >3 mm, desuniones caña-suela >1 cm.

Etapas 10: Acabado y Recorte de Rebabas

- **Objetivo:** Eliminar rebabas e imperfecciones superficiales.
- **Herramientas:** Cuchillas de acero inoxidable, aire comprimido.

Etapas 11: Control de Calidad (QC)

- **Objetivo:** Verificar cumplimiento de especificaciones técnicas.

- **Ensayos:** Dureza Shore A, resistencia a la tracción, elongación rotura, resistencia al desgarramiento, adherencia caña-suela, absorción de agua.

Etapa 12: Empaque y Etiquetado

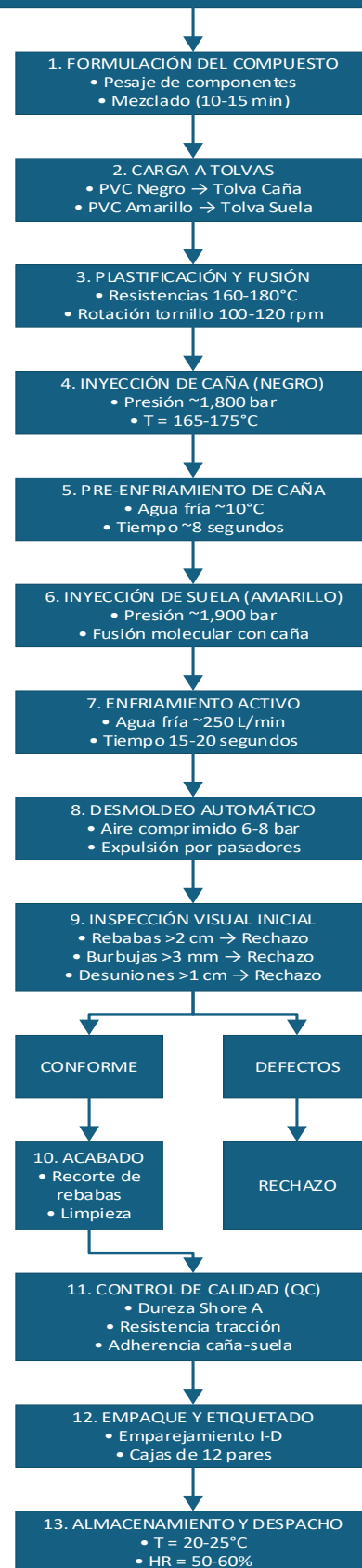
- **Objetivo:** Agrupar botas en pares y empacar.
- **Procedimiento:** Emparejamiento izquierda-derecha, etiquetado (talla, modelo, lote), empaque en cajas de 12 pares.

Etapa 13: Almacenamiento y Despacho

- **Objetivo:** Guardar producto terminado y distribuir.
- **Condiciones:** Temperatura 20-25°C, humedad 50-60% HR.

Figura 21. *Diagrama de Flujo del Proceso de Fabricación de la Bota Llanera NG/AM*

DIAGRAMA DE FLUJO DEL PROCESO DE FABRICACIÓN
BOTA LLANERA NG/AM - PLASTICAUCHO

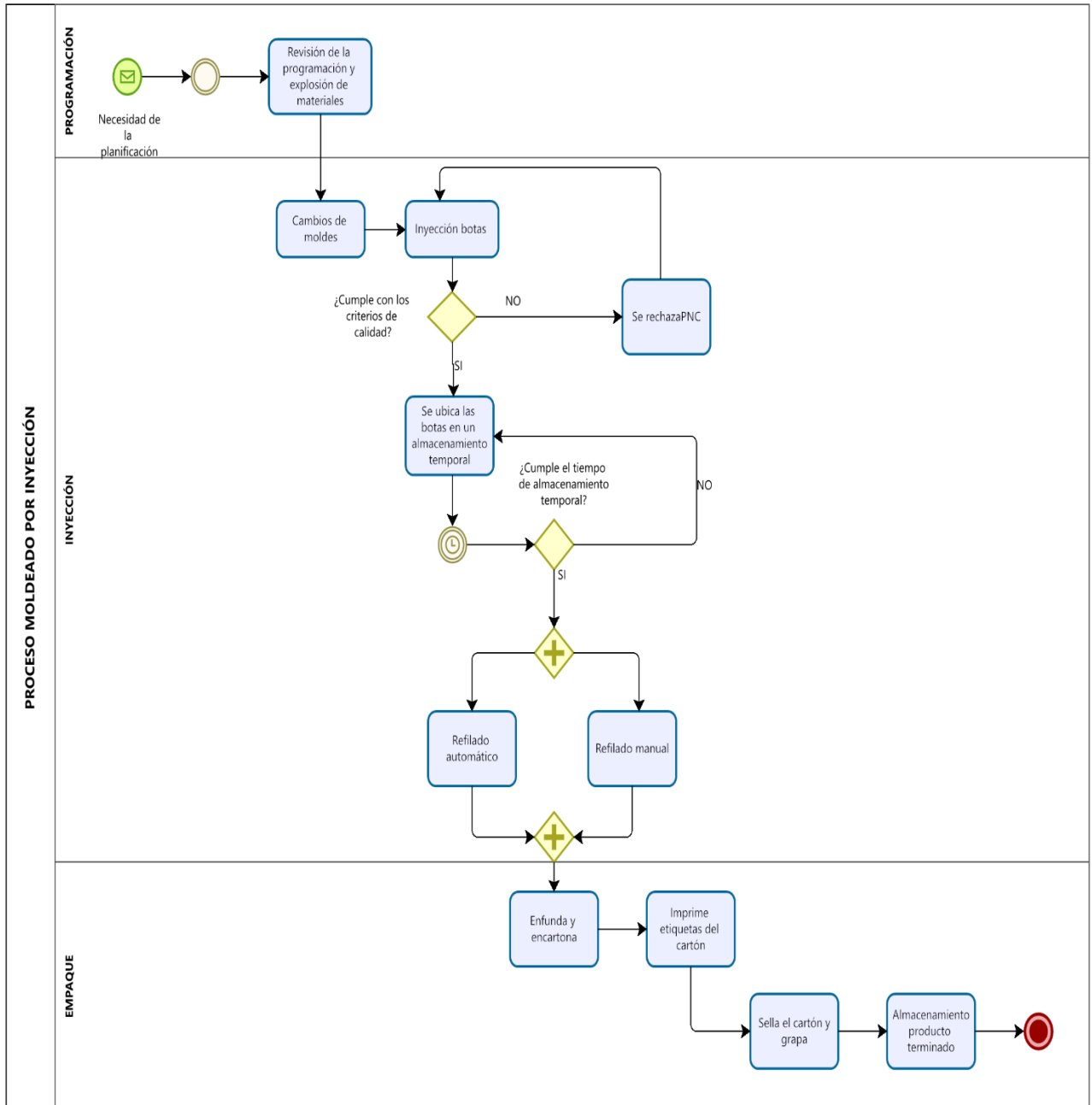


4.4. Descripción del Producto de Estudio: Bota Llanera NG/AM

El producto seleccionado para la presente investigación es la Bota Llanera Negro/Amarillo (NG/AM), con código interno LLANA.NG-AM.

Figura 22. *Diagrama BPMN del proceso de moldeo por inyección*

3. Diseñar el Proceso Caracterizado en BPMN



Nota. Diagrama de procesos de negocio que representa el flujo de trabajo desde la programación hasta el almacenamiento de producto terminado, elaborado en Bizagi Modeler. Fuente: Elaboración propia.

4.4.1 Identificación del Producto

Tabla 12. *Identificación del producto Bota Llanera NG/AM*

	Campo	Especificación
	Nombre comercial	Bota Llanera Negro/Amarillo (NG/AM)
	Código interno	LLANA.NG-AM
	Línea	Línea Plástico — Botas
	Marca	VENUS
	Clasificación	Bota de uso general agrícola e industrial
	Rango de tallas	34 – 46

Nota. Especificaciones comerciales del producto objeto de estudio. Fuente: Plasticaucho Industrial S.A. (2026).

4.5. Descripción de la Maquinaria de Inyección

La producción de las botas de PVC, incluido el modelo Llanera NG/AM, se realiza en máquinas de moldeo por inyección rotativa de última generación. Las máquinas objeto de estudio en esta investigación corresponden a tres unidades específicas, identificadas internamente con los códigos OF04, OF05 y OF08. Estas máquinas pertenecen a la marca italiana Ottogalli, reconocidas líderes en tecnología de inyección para calzado.

4.5.1 Máquina Ottogalli IT2 750 ST

La máquina **Ottogalli IT2 750 ST** es el modelo estándar de inyección rotativa para botas de PVC de media a gran altura, representativo de la tecnología instalada en Plasticaucho:

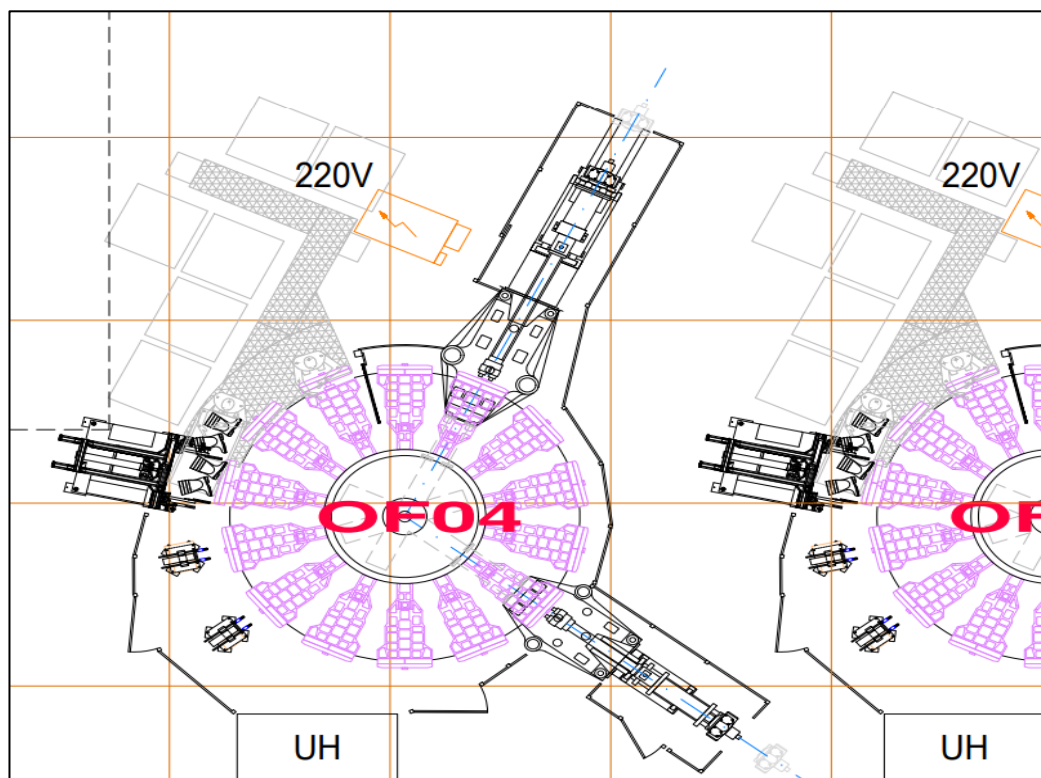
Configuración General

Tabla 13. Configuración general de la máquina Ottogalli IT2 750 ST

Parámetro	Valor
Tipo de máquina	Injectora rotativa automática hidráulica/servomotor
Número de estaciones	14 (configurable)
Ciclo rotativo	Continuo automático (30° entre estaciones)
Tiempo de ciclo	~20-30 seg por estación

Nota. Especificaciones técnicas de la inyectora rotativa estándar. Fuente: Plasticaucho Industrial S.A. (2026)

Figura 23. Máquina inyectora rotativa Ottogalli



Nota. Esquema de la máquina inyectora rotativa Ottogalli IT2 750 ST, representativa de la tecnología instalada en Plasticaucho.

Sistema de Inyección

Tabla 14. Sistema de inyección de la máquina Ottogalli IT2 750 ST

Componente	Especificación
Número de inyectores	2 (independientes: caña y suela)
Diámetro del tornillo	Ø 80 mm / Ø 90 mm
Volumen de inyección	1,500 / 1,800 cm ³ por ciclo
Presión de inyección	Hasta 2,000 bar
Temperatura de plastificación	160 - 190 °C

Nota. Especificaciones del sistema de inyección con dos inyectores independientes para caña y suela. Fuente: Plasticaucho Industrial S.A. (2026).

Sistema de Moldeo

Tabla 15. *Sistema de moldeo de la máquina Ottogalli IT2 750 ST*

Componente	Especificación
Portamoldes	Carrusel rotativo automático
Fuerza de cierre	80-120 toneladas
Sistema de enfriamiento	Circuitos en base, tapa y puerta del portamolde

Nota. Especificaciones del portamoldes, fuerza de cierre y sistema de enfriamiento. Fuente: Plasticaucho Industrial S.A. (2026).

4.5.2 Ciclo Operativo de Máquina de 14 Estaciones

El proceso de inyección en una máquina Ottogalli de 14 estaciones sigue un ciclo rotor continuo:

Tabla 16. *Ciclo operativo de máquina de 14 estaciones*

Estación	Operación
1	Parada/Apertura preliminar
2	Colocación de horma y molde de caña
3	Pre-inyección de caña (color Negro)
4	Compresión y moldeo de caña
5	Pre-enfriamiento de caña
6	Continuación enfriamiento

Estación	Operación
7	Colocación de molde de suela
8	Inyección de suela (color Amarillo)
9	Enfriamiento activo post-inyección
10	Continuación enfriamiento
11	Apertura del molde y extracción
12	Limpieza del molde y preparación

Nota. Secuencia de operaciones del ciclo rotor continuo. Fuente: Plasticaucho Industrial S.A. (2026).

Tiempo Total de Ciclo: ~34 segundos por par de botas

Producción Estimada:

- Por ciclo: 1 par (bota izquierda + bota derecha)

- Pares por minuto: ~1.76

- Producción de máquina: ~106 pares/hora

- Producción por turno (8 horas): ~848 pares/turno

- Producción diaria (3 turnos): ~2,544 pares/día

4.5.3 Parámetros de Control PLC

La máquina inyectora es controlada por un PLC (Programmable Logic Controller) que monitorea y regula los siguientes parámetros:

Tabla 17. *Parámetros de control PLC*

Parámetro	Rango Nominal	Unidad
Temperatura cañón inyector caña	165 - 175	°C
Temperatura cañón inyector suela	170 - 180	°C

Parámetro	Rango Nominal	Unidad
Temperatura molde (base)	40 – 55	°C
Presión de inyección caña	1,600 - 2,000	Bar
Presión de inyección suela	1,700 - 2,100	Bar
Presión de agua de enfriamiento	2.0 - 3.0	Bar
Caudal de agua	200 - 300	L/min
RPM del tornillo inyector	80 - 150	Rpm

Nota. Rangos nominales de temperatura, presión, caudal y velocidad regulados por el PLC. Fuente: Plasticaucho Industrial S.A. (2026).

Las máquinas OF04, OF05 y OF08 de Plasticaucho corresponden a estas plataformas tecnológicas. Su configuración específica (número de estaciones, sistema de accionamiento) y su estado de mantenimiento serán determinantes para el diagnóstico y la optimización propuesta en este estudio. El análisis de sus parámetros operativos actuales y la aplicación de los diseños experimentales se realizarán sobre estas tres unidades.

4.5.4. Configuración de Zonas de Calentamiento del Cañón de Inyección

El cañón de plastificación de cada inyector está dividido en cuatro zonas de calentamiento independientes, cada una con una resistencia calefactora y un termopar para control de temperatura. Estas zonas cumplen funciones específicas en el proceso de fusión del compuesto de PVC:

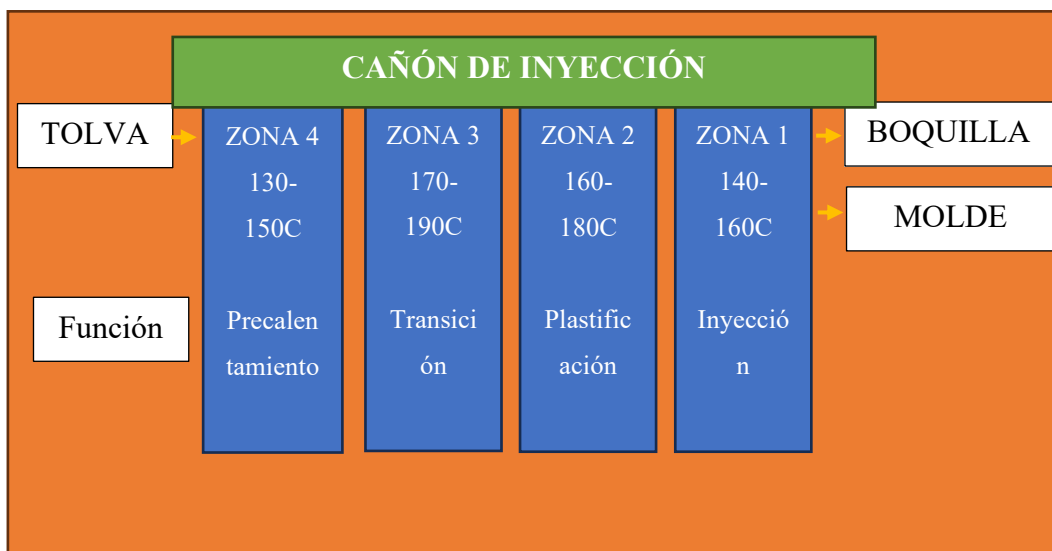
Tabla 18. Configuración de zonas de calentamiento del cañón de inyección

Zona	Ubicación en el Cañón	Función Principal	Temperatura de Referencia (°C)
Zona 1	Salida del cañón (cerca de la boquilla)	Temperatura final de inyección. Proporciona la fluidez necesaria para el llenado completo del molde.	140 – 160

Zona	Ubicación en el Cañón	Función Principal	Temperatura de Referencia (°C)
Zona 2	Sección media-superior	Plastificación del material. Funde y homogeniza el compuesto de PVC. Es la zona de mayor aporte energético.	160 – 180
Zona 3	Sección media-inferior	Transición y compresión. Inicia el proceso de fusión y transporte del material hacia la Zona 2.	170 – 190
Zona 4	Entrada del cañón (cerca de la tolva)	Alimentación y precalentamiento. Recibe el material frío de la tolva e inicia la fusión del PVC sólido.	130 – 150

Nota. Funciones y temperaturas de referencia de las cuatro zonas del cañón. Fuente: Elaboración propia a partir de especificaciones de Plasticaucho Industrial S.A. (2026).

Figura 24. Esquema de las Cuatro Zonas de Calentamiento del Cañón de Inyección





Fuente: Elaboración propia a partir de especificaciones técnicas de máquinas Ottogalli.

El control independiente de cada zona permite mantener un perfil térmico ascendente desde la tolva hasta la boquilla, evitando degradación del PVC por sobrecalentamiento en las zonas iniciales y asegurando la fluidez necesaria en la zona de inyección (Osswald et al., 2008).

4.6. Diagnóstico de la Estabilidad y Capacidad del Proceso Actual (Fase CEP)

Previo al desarrollo del modelo de optimización, se ejecutó una fase de diagnóstico mediante Control Estadístico de Procesos (CEP) para las tres máquinas objeto de estudio (OF04, OF05 y OF08). El objetivo de esta fase fue cuantificar la brecha entre el potencial técnico de la maquinaria y el desempeño real de producción. Se recolectaron y analizaron un total de 3,260 datos correspondientes al período enero-marzo 2026 (aproximadamente 400-500 registros por parámetro/máquina), abarcando temperaturas (Zonas 1 a 4), presión de carga y velocidad de carga.. Los informes detallados de capacidad para cada inyector y variable se presentan en el Anexo 1 del presente documento.

4.6.1. Consideraciones Metodológicas del Análisis de Capacidad

De acuerdo con Montgomery (2020), en procesos con presencia demostrada de causas especiales de variación —identificables cuando la desviación estándar de largo plazo (σ_{overall}) supera significativamente a la de corto plazo (σ_{within})— los índices de capacidad potencial (C_p , C_{pk}) tienen una validez predictiva limitada para la toma de decisiones operativas.

En el presente análisis, se reportan ambos conjuntos de índices con fines estrictamente diagnósticos:

- **C_p / C_{pk} :** Se utilizan para demostrar el potencial técnico inherente de la maquinaria Ottogalli en condiciones ideales.
- **P_p / P_{pk} :** Se utilizan para evaluar el desempeño real del sistema sociotécnico (máquina + operador + variabilidad de material + entorno).

Adicionalmente, se verificó el supuesto de normalidad requerido para el cálculo de los índices de capacidad. Los resultados de la prueba de Anderson-Darling (utilizada por defecto en el software Minitab para evaluar normalidad en análisis de capacidad de proceso (Montgomery, 2020) indicaron que los datos históricos no siguen una distribución normal ($p < 0.005$), presentando comportamientos multimodales y asimétricos. En consecuencia, los índices de capacidad calculados y las proyecciones de partes por millón (ppm) deben interpretarse como una aproximación analítica para fines de benchmarking comparativo, no como una predicción exacta de defectos.

4.6.2. Análisis Detallado de Capacidad de Proceso: Máquina OF04

A continuación, se presenta el análisis completo de capacidad de proceso para la máquina OF04, la cual evidenció el desempeño más crítico entre las tres unidades evaluadas (P_{pk} promedio de 0.54). Los análisis correspondientes a las máquinas OF05 y OF08 se presentan en el Anexo 1.

MAQUINA OF04 - INYECTOR 1

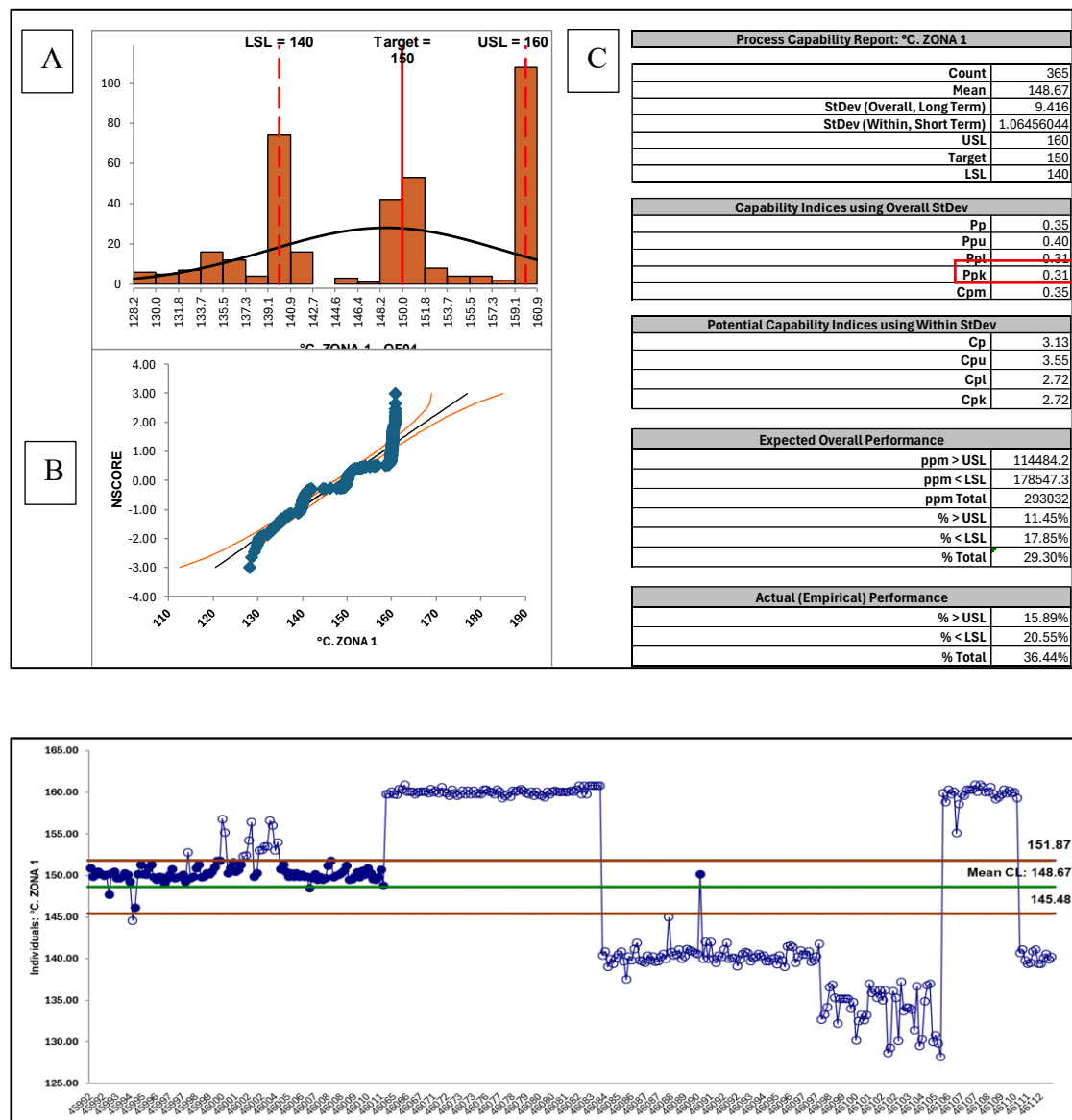
Capacidad de Proceso °C. ZONA 1

La Figura presenta el informe de capacidad de proceso generado por SIGMA XL para la variable evaluada, el cual se compone de los siguientes elementos:

- **Panel A (Superior izquierda):** Histograma de los datos con una curva de distribución normal superpuesta. Las líneas verticales rojas indican los límites de especificación (LSL = Límite Inferior de Especificación; USL = Límite Superior de Especificación). Las barras del histograma que se extienden más allá de estos límites representan observaciones fuera de especificación.
- **Panel B (Inferior izquierda):** Gráfico de probabilidad normal. Los puntos azules representan los valores observados de la variable frente a los valores esperados bajo una distribución normal (NSCORE). Si los datos siguieran una distribución normal, los puntos se alinearían aproximadamente sobre la línea diagonal roja. Desviaciones significativas de esta línea indican falta de normalidad en los datos.
- **Panel C (Derecha):** Tabla "Process Capability Report" que resume los estadísticos e índices de capacidad calculados. Para esta investigación, el indicador principal utilizado es el Ppk (índice de desempeño real del proceso), el cual se encuentra resaltado en la tabla. Un valor de $Ppk \geq 1.33$ indica un proceso capaz; valores inferiores evidencian incapacidad para cumplir consistentemente con las especificaciones.
- **Panel D (Inferior):** Gráfico de control I-MR (Individuales y Rangos Móviles). La línea verde central representa la media del proceso, mientras que las líneas rojas punteadas superior e inferior corresponden a los límites de control (calculados como ± 3 desviaciones estándar). Los puntos azules

que se ubican fuera de estos límites indican la presencia de causas especiales de variación que requieren investigación.

Figura 25. Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 1, Zona 1



Nota. Informe generado en Minitab: histograma, gráfico de probabilidad normal, tabla de índices de capacidad y gráfico de control I-MR. Fuente: Salida del software Minitab.

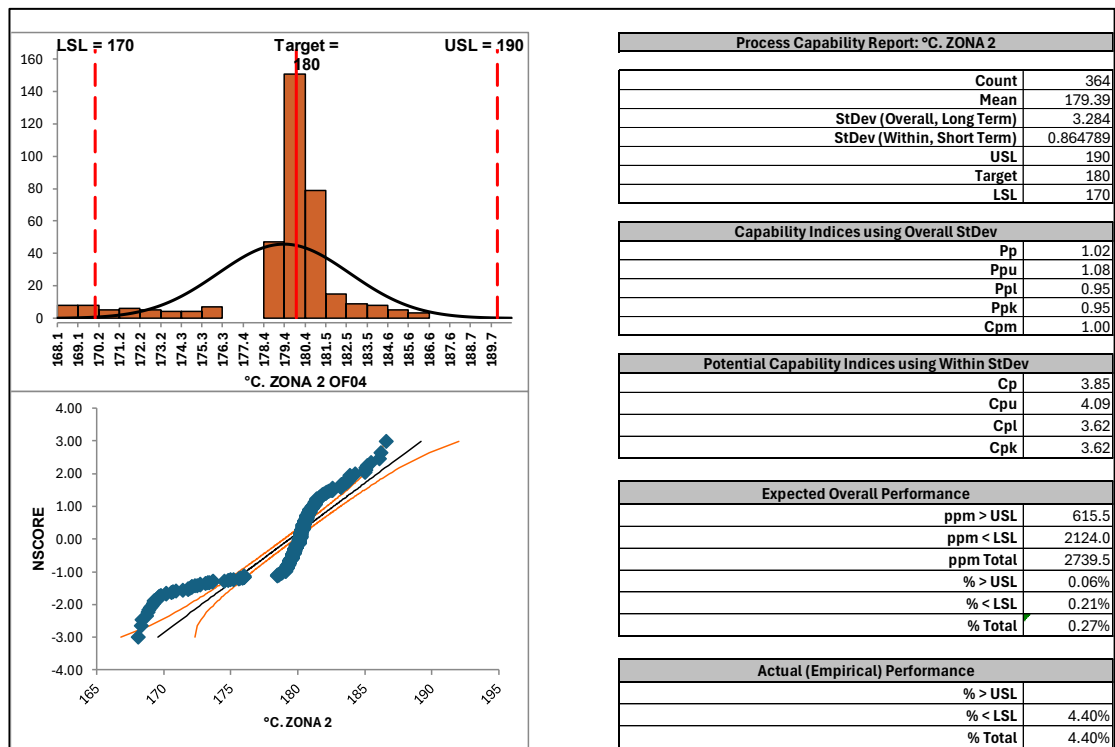
El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 1, basado en $n = 365$ datos con una media de 148.67°C , evidencia una contradicción entre el potencial técnico y el desempeño real. Los índices de capacidad potencial son sobresalientes

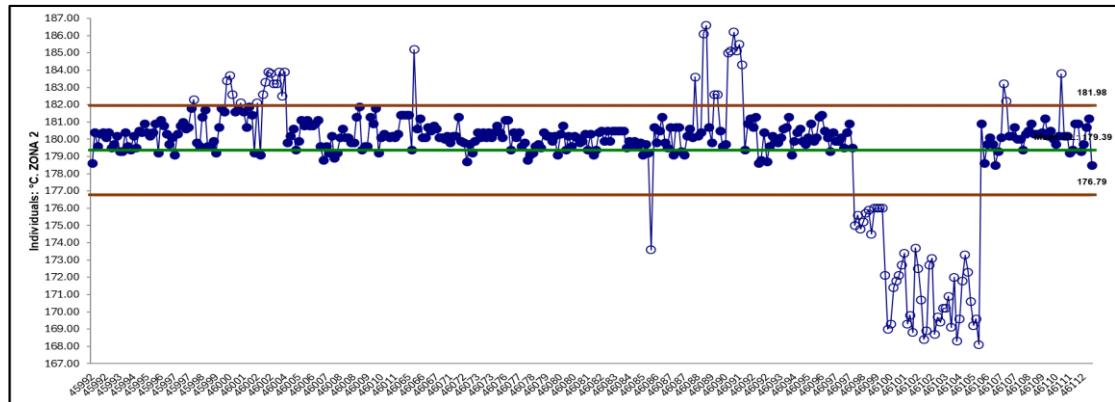
($C_p = 3.13$; $C_{pk} = 2.72$), propios de un proceso Seis Sigma; no obstante, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 9.416$) supera casi 9 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 1.065$), evidenciando la presencia de causas especiales de variación que desestabilizan el proceso en el tiempo.

Esta fluctuación se refleja en los índices de capacidad real ($P_p = 0.35$; $P_{pk} = 0.31$), ampliamente inferiores al mínimo aceptable de 1.00, resultando en un 36.44% de datos fuera de las especificaciones ($LSL = 140^\circ\text{C}$; $USL = 160^\circ\text{C}$). El gráfico de probabilidad normal confirma además que los datos no siguen una distribución normal.

Capacidad de Proceso °C. ZONA 2

Figura 26. Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 1, Zona 2





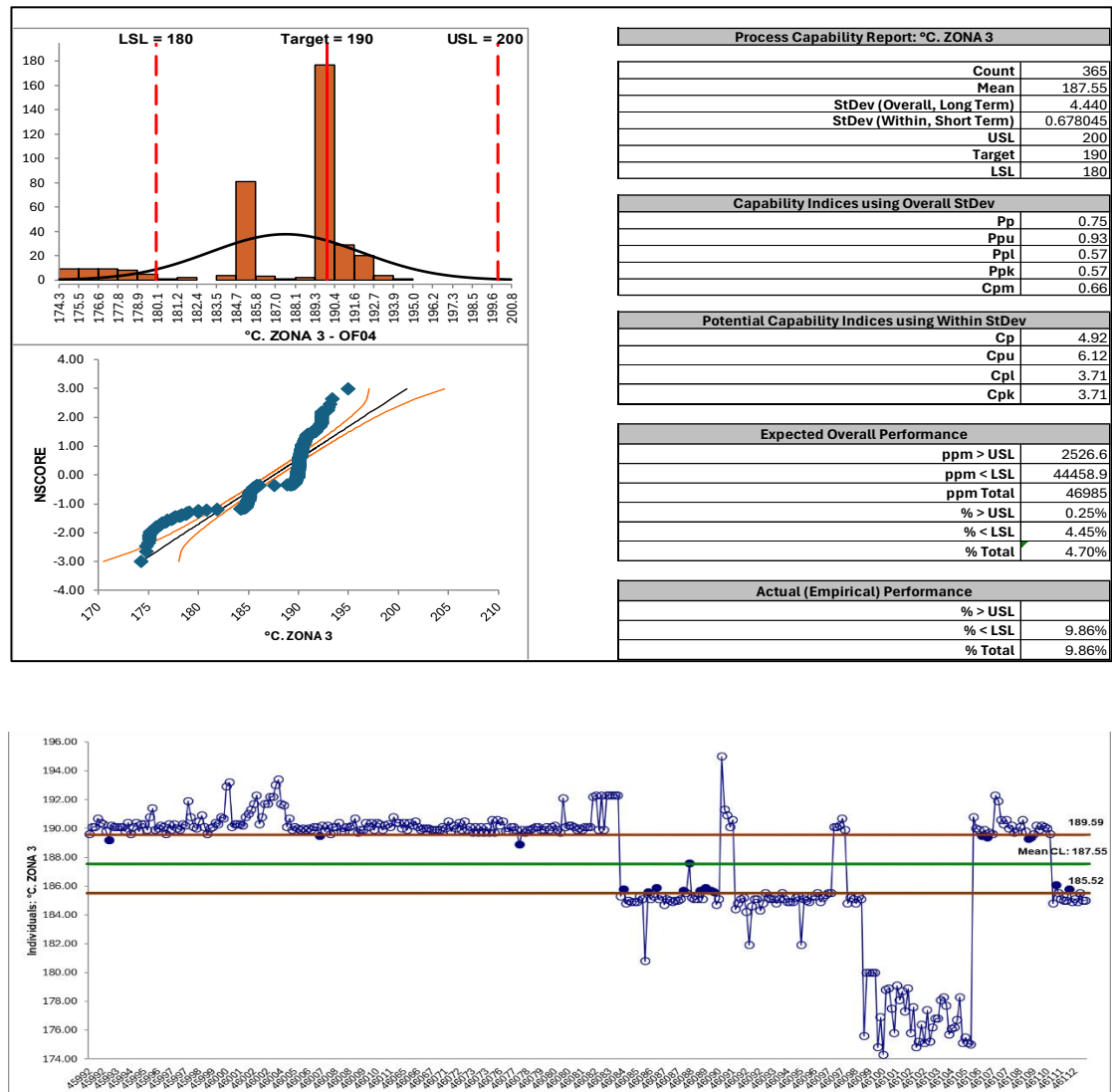
Nota. Informe generado en Minitab: histograma, gráfico de probabilidad normal, tabla de índices de capacidad y gráfico de control I-MR. Fuente: Salida del software Minitab.

El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 2, basado en $n = 364$ datos con una media de 179.39°C , muestra un desempeño considerablemente mejor que la Zona 1, aunque persiste una brecha entre el potencial técnico y la realidad operativa. Los índices de capacidad potencial son excepcionales ($C_p = 3.85$; $C_{pk} = 3.62$), nivel Seis Sigma; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 3.284$) supera casi 4 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.865$), evidenciando la presencia de causas especiales de variación que afectan la estabilidad del proceso en el tiempo.

A diferencia de la Zona 1, los índices de capacidad real son marginalmente aceptables ($P_p = 1.02$; $P_{pk} = 0.95$), bordeando el umbral mínimo de 1.00, con un $C_{pm} = 1.00$ que indica que el proceso está prácticamente centrado en el target de 180°C . No obstante, el desempeño empírico registra un 4.40% de datos por debajo del LSL (170°C), con un total de 4.40% fuera de especificaciones, equivalente a aproximadamente 2,739.5 ppm proyectadas. El gráfico de probabilidad normal revela además que los datos no siguen estrictamente una distribución normal, con dispersión en las colas que sugiere la influencia de variación no aleatoria en el proceso.

Capacidad de Proceso $^{\circ}\text{C}$. ZONA 3

Figura 27. Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 1, Zona 3



Nota. Informe generado en Minitab: histograma, gráfico de probabilidad normal, tabla de índices de capacidad y gráfico de control I-MR. Fuente: Salida del software Minitab.

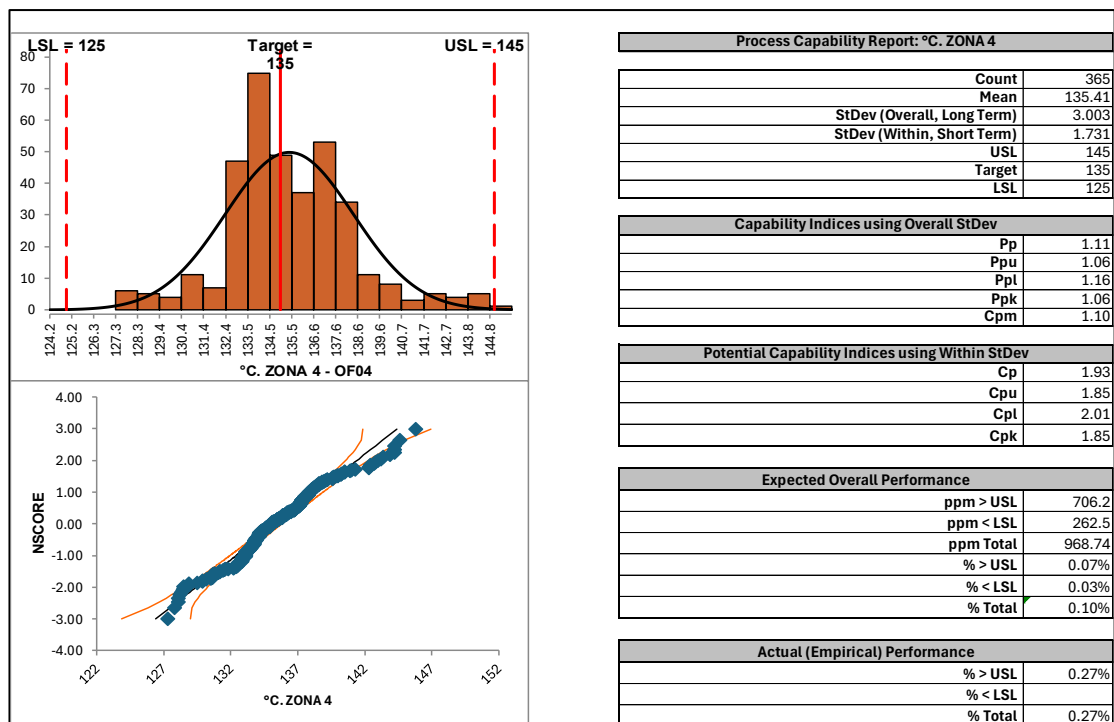
El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 3, basado en $n = 365$ datos con una media de 187.55°C , revela un desempeño intermedio entre la Zona 1 y la Zona 2, con una desviación significativa respecto al target de 190°C de -2.45°C . Los índices de capacidad potencial son excepcionales ($C_p = 4.92$; $C_{pk} = 3.71$), superando ampliamente el nivel Seis Sigma; no obstante, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 4.440$) supera casi 6.5 veces a la de corto plazo

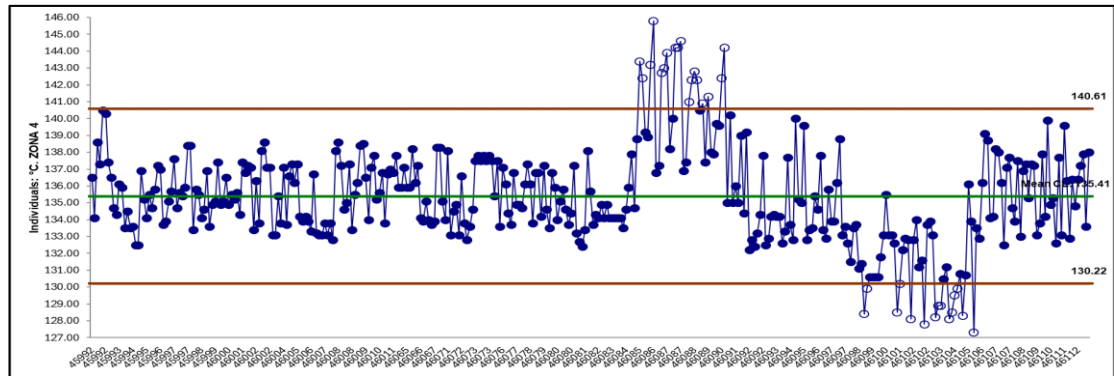
($\sigma_{\text{within}} = 0.678$), evidenciando la presencia de causas especiales de variación que afectan la estabilidad del proceso en el tiempo.

Esta fluctuación se refleja en los índices de capacidad real ($P_p = 0.75$; $P_{pk} = 0.57$), se encuentran por debajo del umbral mínimo de 1.00, con un $C_{pm} = 0.66$ que confirma que el proceso opera descentrado respecto al target de 190°C. El desempeño empírico registra un 9.86% de datos fuera de especificaciones, concentrados exclusivamente por debajo del LSL (180°C), equivalente a 46,985 ppm proyectadas. El gráfico de probabilidad normal confirma que los datos no siguen una distribución normal, con un comportamiento bimodal que sugiere la coexistencia de dos subpoblaciones dentro del mismo proceso.

Capacidad de Proceso °C. ZONA 4

Figura 28. Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 1, Zona 4





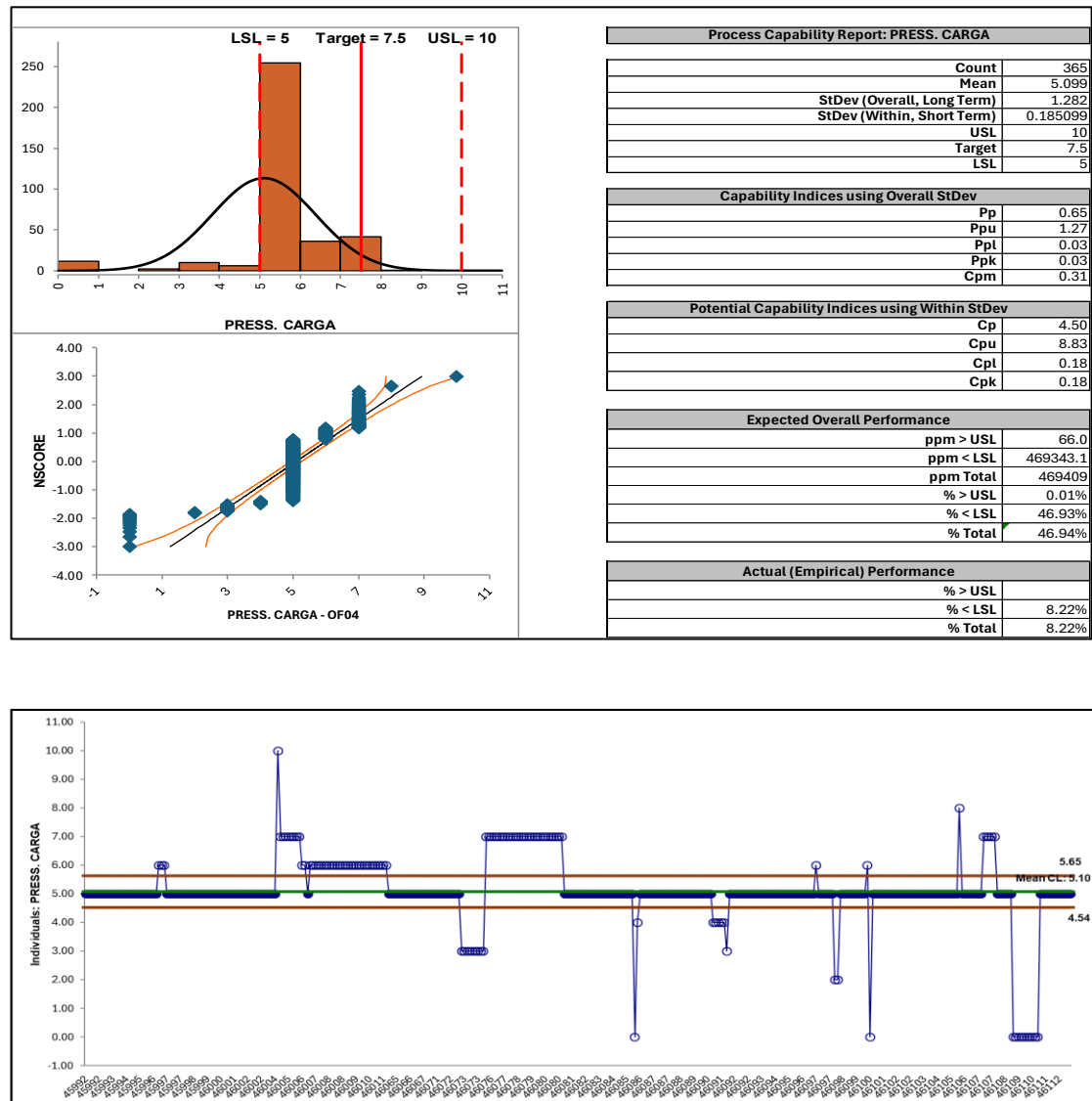
Nota. Informe generado en Minitab: histograma, gráfico de probabilidad normal, tabla de índices de capacidad y gráfico de control I-MR. Fuente: Salida del software Minitab.

El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 4, basado en $n = 365$ datos con una media de 135.41°C , representa el mejor desempeño entre todas las zonas analizadas, con una desviación mínima de $+0.41^{\circ}\text{C}$ respecto al target de 135°C . Los índices de capacidad potencial son muy buenos ($C_p = 1.93$; $C_{pk} = 1.85$), superando el estándar mínimo recomendado; además, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 3.003$) supera apenas 1.74 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 1.731$), la brecha más reducida de todas las zonas, lo que indica una estabilidad temporal considerablemente mayor en comparación con las zonas anteriores.

Los índices de capacidad real son aceptables y superiores al umbral mínimo ($P_p = 1.11$; $P_{pk} = 1.06$), con un $C_{pm} = 1.10$ que confirma que el proceso opera prácticamente centrado en el target de 135°C . El desempeño empírico registra únicamente un 0.27% de datos fuera de especificaciones, todos por encima del USL (145°C), equivalente a tan solo 968.74 ppm proyectadas — el valor más bajo de todas las zonas analizadas. No obstante, persiste una leve asimetría hacia el límite superior ($P_{pu} = 1.06$ vs. $P_{pl} = 1.16$) que sugiere un pequeño sesgo positivo en la distribución. Por tanto, aunque la Zona 4 es el proceso más estable y capaz del conjunto analizado, se recomienda mantener el monitoreo estadístico continuo para sostener este nivel de desempeño y corregir el ligero sesgo hacia el USL.

Capacidad de Proceso: PRESS. CARGA

Figura 29. Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 1, Presión de carga



Nota. Informe generado en Minitab: histograma, gráfico de probabilidad normal, tabla de índices de capacidad y gráfico de control I-MR. Fuente: Salida del software Minitab.

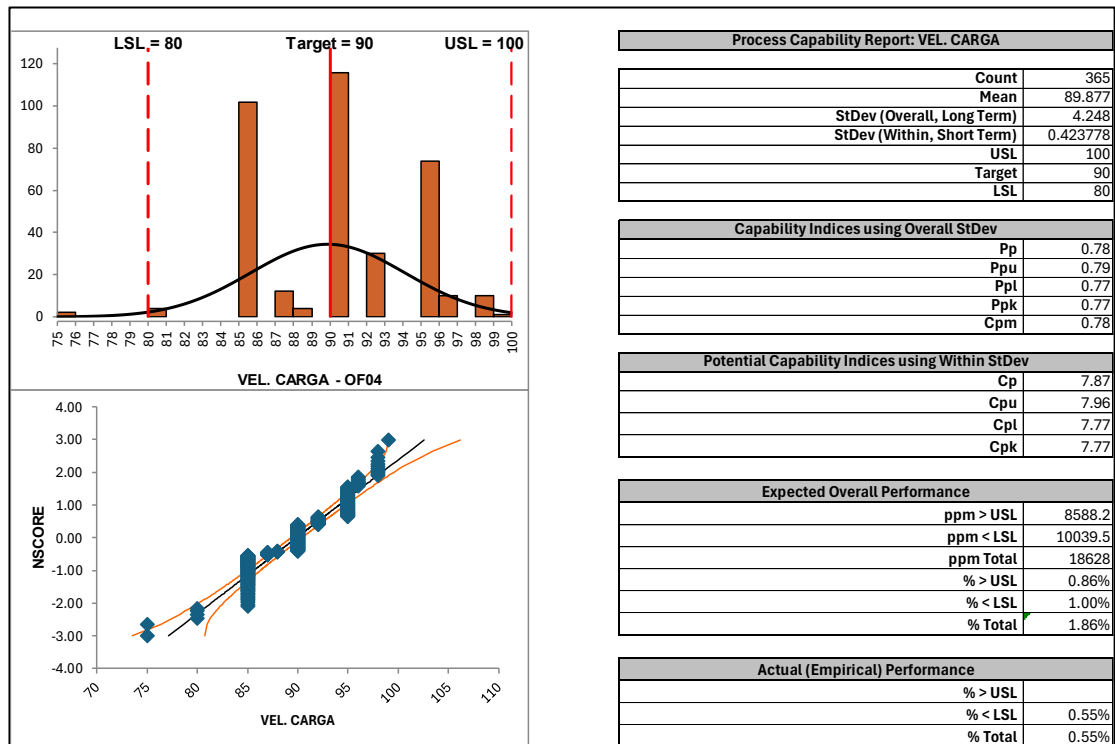
El análisis de capacidad del proceso de Presión de Carga, basado en $n = 365$ datos con una media de 5.099, revela el caso más crítico y particular de todos los procesos analizados, con una desviación severa de -2.401 unidades por debajo del target de 7.5. Los índices de capacidad potencial presentan una asimetría extrema ($C_p = 4.50$; $C_{pk} = 0.18$), donde el C_{pk} colapsa completamente debido a que el proceso opera casi sobre el límite inferior de especificación ($LSL = 5$), a pesar de

tener amplio margen hacia el USL; además, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 1.282$) supera casi 7 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.185$), evidenciando una fluctuación temporal severa con presencia de causas especiales de variación.

Los índices de capacidad real ($Pp = 0.65$; $Ppk = 0.03$), con un $Cpm = 0.31$ se encuentran por debajo del umbral mínimo aceptable, que confirma que el proceso está descentrado respecto al target de 7.5, operando sistemáticamente en el límite inferior de especificación. El modelo estadístico proyecta 469,409 ppm fuera de especificación (46.94%), prácticamente en su totalidad por debajo del LSL; sin embargo, el desempeño empírico registra un 8.22% de datos fuera de especificaciones, todos por debajo del LSL (5), lo que indica que la distribución real no sigue un comportamiento normal y que las colas del modelo teórico sobreestiman los defectos reales.

Capacidad de Proceso: VEL. CARGA

Figura 30. Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 1, Velocidad de carga



Nota. Informe generado en Minitab: histograma, gráfico de probabilidad normal, tabla de índices de capacidad y gráfico de control I-MR. Fuente: Salida del software Minitab.

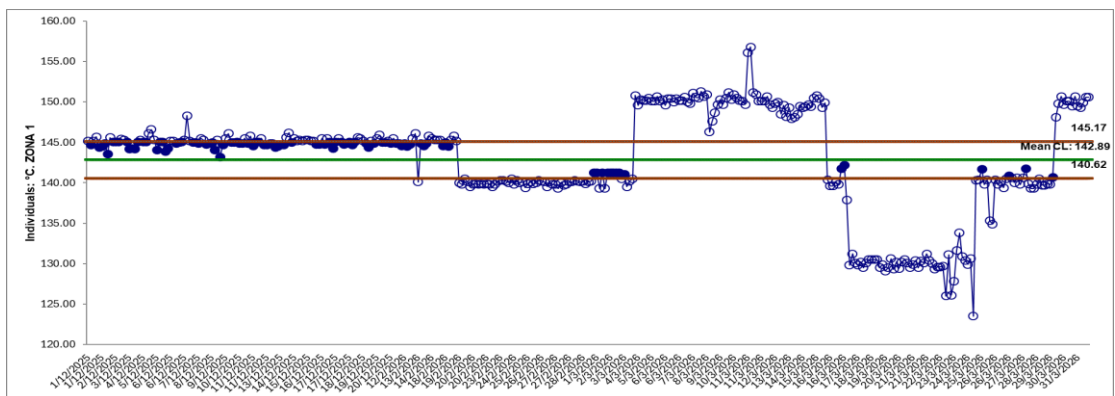
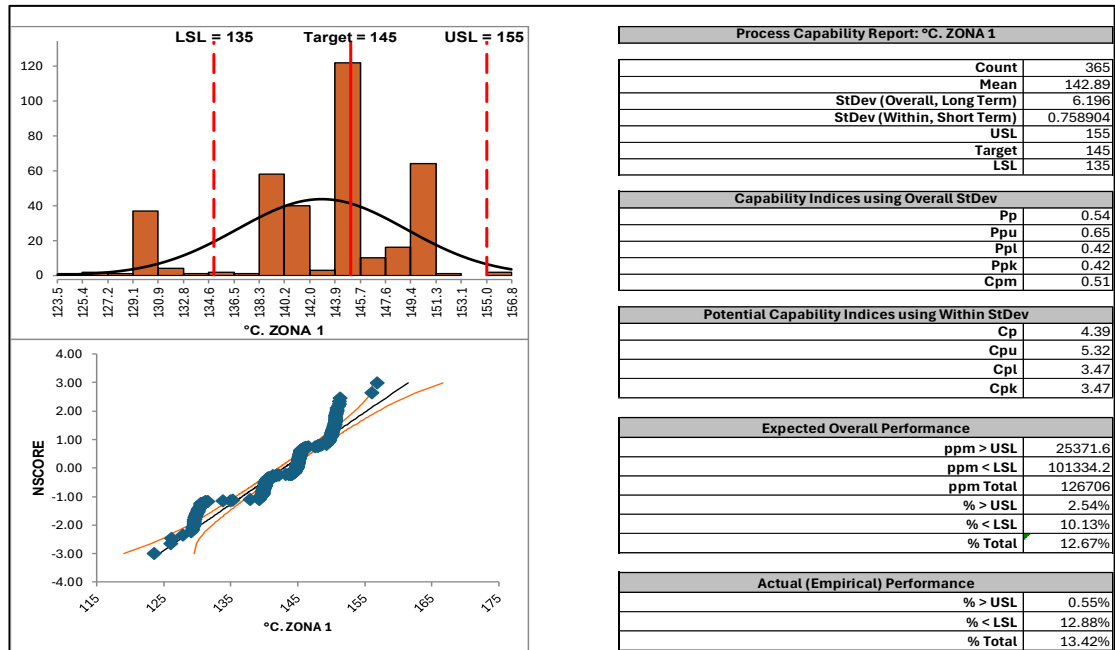
El análisis de capacidad del proceso de Velocidad de Carga, basado en $n = 365$ datos con una media de 89.877, muestra un proceso prácticamente centrado en el target de 90, con una desviación mínima de -0.123 unidades. Los índices de capacidad potencial son extraordinarios ($C_p = 7.87$; $C_{pk} = 7.77$), los más altos de todos los procesos analizados, lo que indica un potencial técnico superior; no obstante, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 4.248$) supera casi 10 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.424$), la mayor brecha relativa registrada, evidenciando una fluctuación temporal severa con presencia marcada de causas especiales de variación que afectan el desempeño real del proceso.

Los índices de capacidad real están debajo del umbral mínimo ($P_p = 0.78$; $P_{pk} = 0.77$), con un $C_{pm} = 0.78$ que confirma que, a pesar del excelente centrado, la variabilidad de largo plazo impide alcanzar un desempeño aceptable. El modelo estadístico proyecta 18,628 ppm fuera de especificación (1.86%), distribuidas simétricamente entre ambos límites; sin embargo, el desempeño empírico registra únicamente 0.55% de datos fuera de especificaciones, todos por debajo del LSL (80), lo que indica que la distribución real presenta colas más ligeras que las proyectadas por el modelo normal. Por tanto, aunque la Velocidad de Carga es el proceso mejor centrado y con mayor potencial técnico del conjunto analizado, se requiere con urgencia la implementación de herramientas de control estadístico para reducir la variación de largo plazo y consolidar un desempeño real acorde con su excepcional capacidad potencial.

MAQUINA OF04 - INYECTOR 2

Capacidad de Proceso: °C. ZONA 1

Figura 31. *Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 2, Zona 1*



Nota. Informe generado en Minitab: histograma, gráfico de probabilidad normal, tabla de índices de capacidad y gráfico de control I-MR. Fuente: Salida del software Minitab.

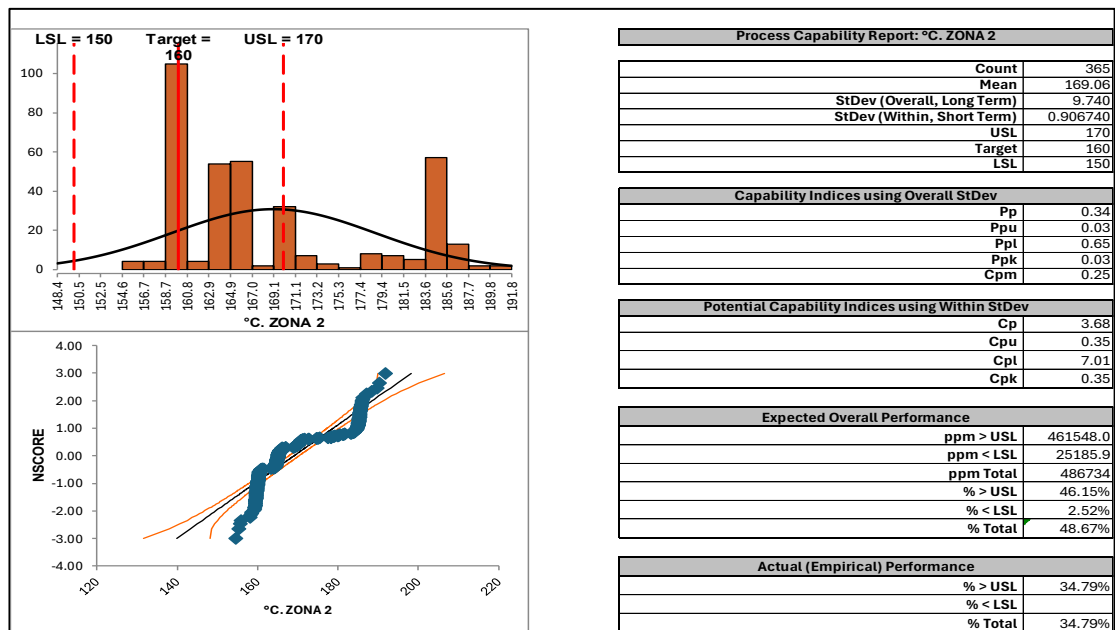
El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 1, basado en $n = 365$ datos con una media de 142.89°C , evidencia un proceso con descentrado significativo de -2.11°C por debajo del target de 145°C , con mayor incidencia de defectos hacia el límite inferior de especificación. Los índices de capacidad potencial son sobresalientes ($C_p = 4.39$; $C_{pk} = 3.47$), propios de un proceso con potencial Seis Sigma; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 6.196$) supera casi 8.2 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.759$), evidenciando

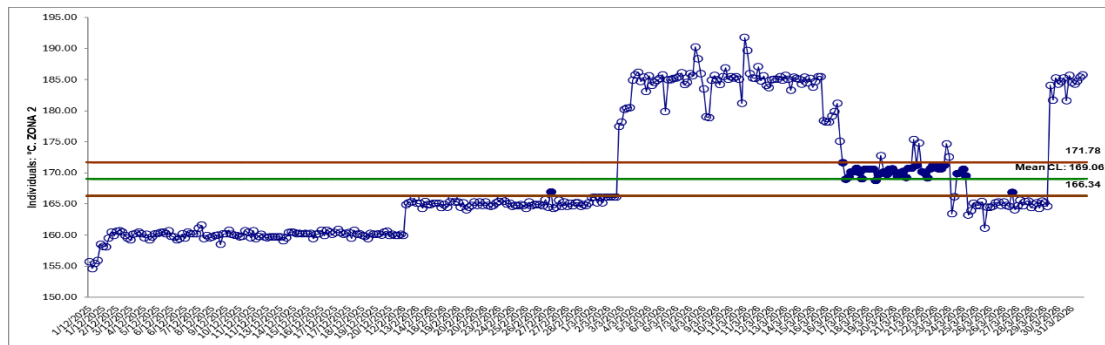
una fluctuación temporal severa con presencia de causas especiales de variación que afectan el desempeño real del proceso.

Los índices de capacidad real están por debajo del umbral mínimo ($P_p = 0.54$; $P_{pk} = 0.42$), con un $C_{pm} = 0.51$ que confirma el descentrado del proceso respecto al target de 145°C . El desempeño empírico registra un 13.42% de datos fuera de especificaciones, concentrado principalmente por debajo del LSL (135°C) con un 12.88%, frente a solo 0.55% por encima del USL, equivalente a 126,706 ppm proyectadas. El gráfico de probabilidad normal confirma que los datos no siguen una distribución normal

Capacidad de Proceso: $^{\circ}\text{C}$. ZONA 2

Figura 32. Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 2, Zona 2



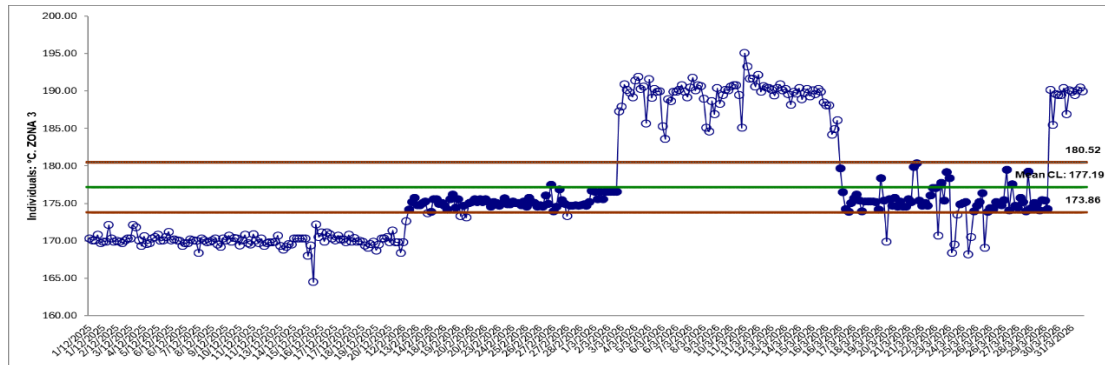


Nota. Informe generado en Minitab: histograma, gráfico de probabilidad normal, tabla de índices de capacidad y gráfico de control I-MR. Fuente: Salida del software Minitab.

El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 2, basado en $n = 365$ datos con una media de 169.06°C , representa uno de los casos más críticos del conjunto analizado, con una desviación extrema de $+9.06^{\circ}\text{C}$ por encima del target de 160°C , operando prácticamente sobre el límite superior de especificación ($\text{USL} = 170^{\circ}\text{C}$). Los índices de capacidad potencial presentan una asimetría severa ($C_p = 3.68$; $C_{pk} = 0.35$), donde el C_{pk} colapsa completamente hacia el USL debido al grave descentrado; además, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 9.740$) supera casi 10.7 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.907$), la segunda mayor brecha relativa de todos los procesos analizados, evidenciando una fluctuación temporal extrema con presencia masiva de causas especiales de variación.

Los índices de capacidad real ($P_p = 0.34$; $P_{pk} = 0.03$), con un $C_{pm} = 0.25$, se encuentran por debajo del umbral mínimo aceptable, que confirma que el proceso está descentrado respecto al target de 160°C , operando sistemáticamente cerca del límite superior. El modelo estadístico proyecta 486,734 ppm fuera de especificación (48.67%), concentradas casi en su totalidad por encima del USL con un 46.15%; el desempeño empírico confirma esta tendencia con un 34.79% de datos por encima del USL (170°C). El gráfico de probabilidad normal confirma que los datos no siguen una distribución normal, con evidente asimetría hacia el límite superior visible en el histograma.

Capacidad de Proceso: °C. ZONA 3

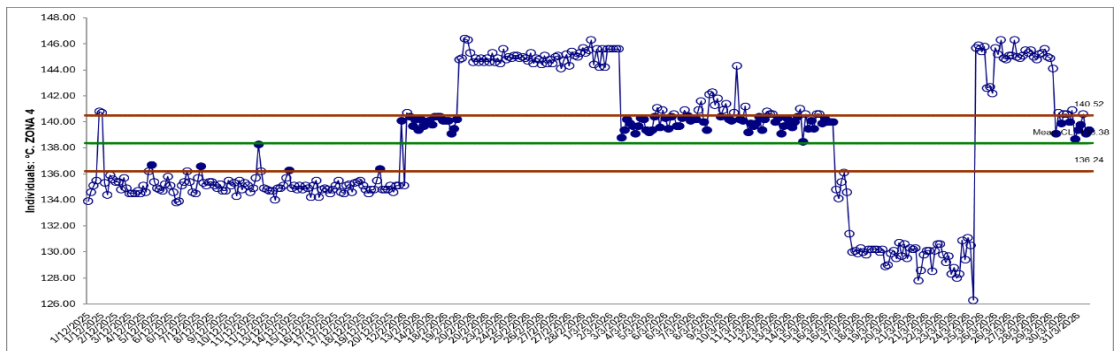
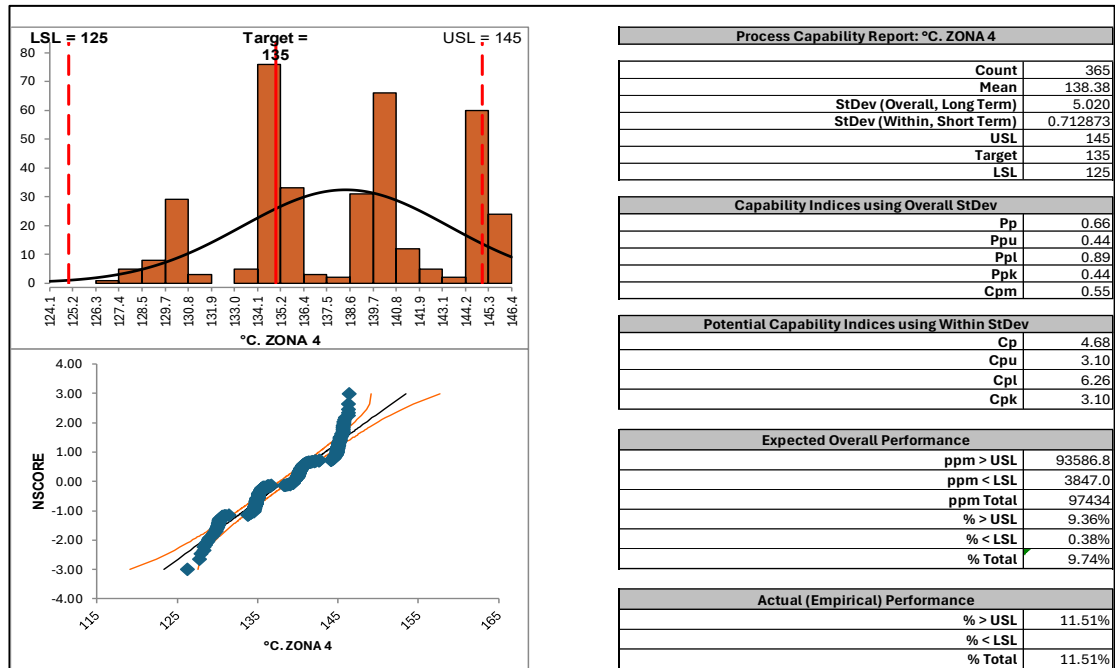


El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 3, basado en $n = 365$ datos con una media de 177.19°C , muestra un proceso con descentrado significativo de $+2.19^{\circ}\text{C}$ por encima del target de 175°C , con mayor incidencia de defectos hacia el límite superior de especificación. Los índices de capacidad potencial son buenos ($C_p = 3.00$; $C_{pk} = 2.34$), con potencial Seis Sigma hacia el límite inferior; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 7.730$) supera casi 7 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 1.111$), evidenciando una fluctuación temporal severa con presencia de causas especiales de variación que afectan el desempeño real del proceso.

Los índices de capacidad real ($P_p = 0.43$; $P_{pk} = 0.34$), con un $C_{pm} = 0.41$, se encuentran por debajo del umbral mínimo aceptable, que confirma el descentrado del proceso respecto al target de 175°C . El desempeño empírico registra un 24.93% de datos fuera de especificaciones, concentrado principalmente por encima del USL (185°C) con un 24.66%, frente a solo 0.27% por debajo del LSL, equivalente a 213,577 ppm proyectadas. Cabe destacar que el porcentaje empírico por encima del USL (24.66%) supera incluso al proyectado por el modelo (15.62%), lo que confirma que la distribución real presenta colas superiores más pesadas de lo que un modelo normal asumiría, asociadas al comportamiento multimodal observable en el histograma

Capacidad de Proceso: °C. ZONA 4

Figura 33. Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 2, Zona 3



Nota. Informe generado en Minitab: histograma, gráfico de probabilidad normal, tabla de índices de capacidad y gráfico de control I-MR. Fuente: Salida del software Minitab.

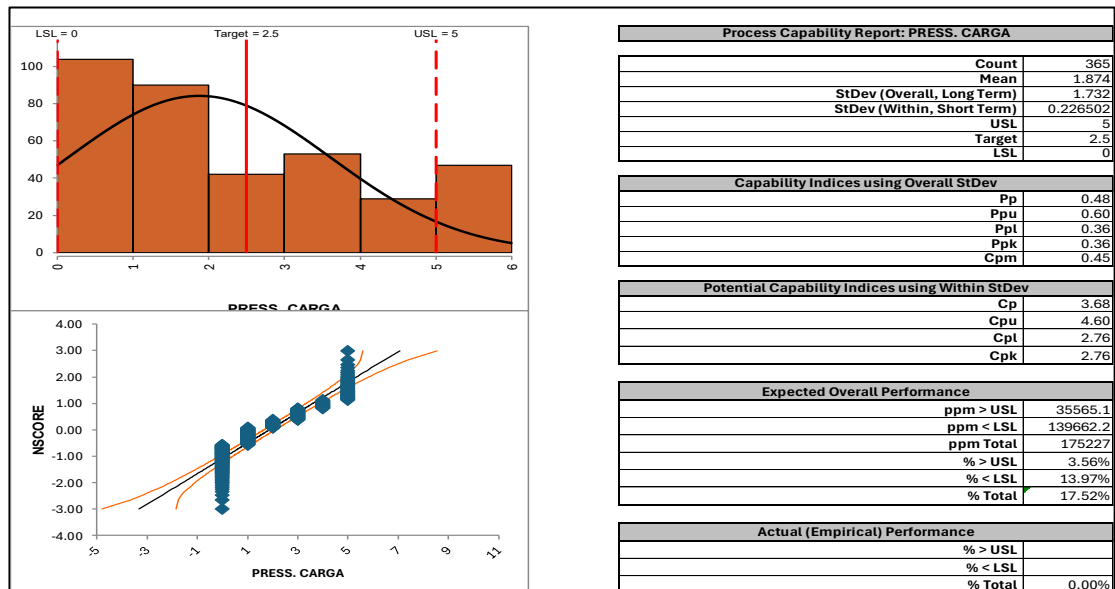
El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 4, basado en $n = 365$ datos con una media de 138.38°C , evidencia un proceso con descentrado considerable de $+3.38^{\circ}\text{C}$ por encima del target de 135°C , con mayor incidencia de defectos hacia el límite superior de especificación. Los índices de capacidad potencial son sobresalientes ($C_p = 4.68$; $C_{pk} = 3.10$), con potencial Seis Sigma especialmente hacia el límite inferior; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 5.020$) supera casi 7 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.713$),

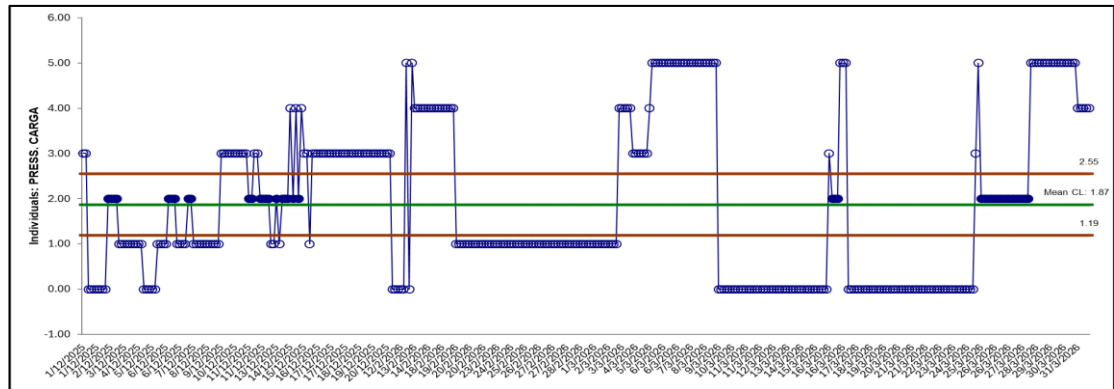
evidenciando una fluctuación temporal severa con presencia de causas especiales de variación que afectan el desempeño real del proceso.

Los índices de capacidad real están por debajo del umbral mínimo ($P_p = 0.66$; $P_{pk} = 0.44$), con un $C_{pm} = 0.55$ que confirma el descentrado del proceso respecto al target de 135°C . El desempeño empírico registra un 11.51% de datos fuera de especificaciones, concentrado exclusivamente por encima del USL (145°C), superando incluso al proyectado por el modelo estadístico (9.36%), equivalente a 97,434 ppm proyectadas. La marcada asimetría entre $P_{pu} = 0.44$ y $P_{pl} = 0.89$ confirma que el proceso tiene amplio margen hacia el límite inferior, pero opera cerca del límite superior, lo cual es consistente con el histograma multimodal que evidencia que los datos no siguen una distribución normal y sugiere la coexistencia de múltiples subpoblaciones.

Capacidad de Proceso: PRESS. CARGA

Figura 34. Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 2, Presión de carga





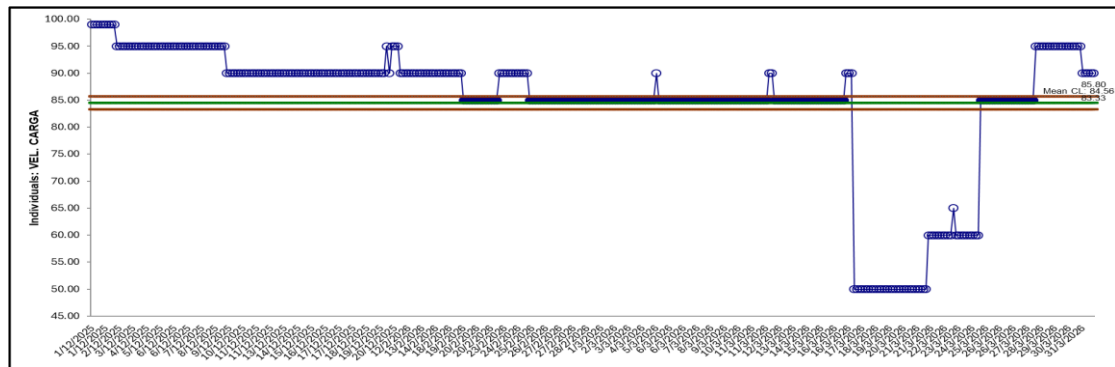
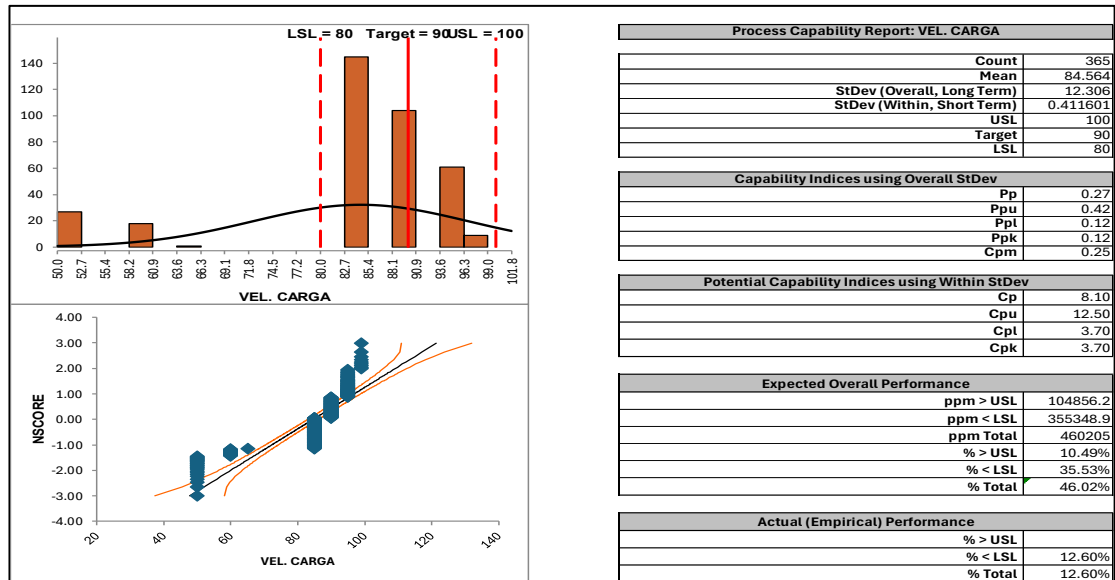
Nota. Informe generado en Minitab: histograma, gráfico de probabilidad normal, tabla de índices de capacidad y gráfico de control I-MR. Fuente: Salida del software Minitab.

El análisis de capacidad del proceso de Presión de Carga, basado en $n = 365$ datos con una media de 1.874, evidencia un proceso con descentrado significativo de -0.626 unidades por debajo del target de 2.5, operando más cerca del límite inferior de especificación ($LSL = 0$). Los índices de capacidad potencial son buenos ($C_p = 3.68$; $C_{pk} = 2.76$), con potencial Seis Sigma especialmente hacia el límite superior; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 1.732$) supera casi 7.6 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.227$), evidenciando una fluctuación temporal severa con presencia de causas especiales de variación que afectan el desempeño real del proceso.

Los índices de capacidad real están por debajo del umbral mínimo ($P_p = 0.48$; $P_{pk} = 0.36$), con un $C_{pm} = 0.45$ que confirma el descentrado del proceso respecto al target de 2.5. El modelo estadístico proyecta 175,227 ppm fuera de especificación (17.52%), concentradas principalmente por debajo del LSL con un 13.97%; sin embargo, el dato más destacable es que el desempeño empírico registra un 0.00% de datos fuera de especificaciones, lo que representa la mayor discrepancia entre el modelo teórico y la realidad observada de todos los procesos analizados.

Capacidad de Proceso: VEL. CARGA

Figura 35. Informe de capacidad de proceso: OF04, Inyector 2, Velocidad de carga



Nota. Informe generado en Minitab: histograma, gráfico de probabilidad normal, tabla de índices de capacidad y gráfico de control I-MR. Fuente: Salida del software Minitab.

El análisis de capacidad del proceso de Velocidad de Carga, basado en $n = 365$ datos con una media de 84.564, evidencia un proceso con descentrado severo de -5.436 unidades por debajo del target de 90, operando cerca del límite inferior de especificación ($LSL = 80$). Los índices de capacidad potencial son extraordinarios ($C_p = 8.10$; $C_{pk} = 3.70$), los más altos del conjunto analizado en esta máquina; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 12.306$) supera casi 29.9 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.412$), la mayor brecha relativa de todos los procesos analizados, evidenciando una fluctuación temporal extrema con presencia masiva de causas especiales de variación que limitan completamente el desempeño real del proceso.

Los índices de capacidad real ($P_p = 0.27$; $P_{pk} = 0.12$), con un $C_{pm} = 0.25$, se encuentran por debajo del umbral mínimo aceptable, que confirma el descentrado del proceso respecto al target de 90. El modelo estadístico proyecta 460,205 ppm fuera de especificación (46.02%), concentradas mayoritariamente por debajo del LSL con un 35.53%; el desempeño empírico registra un 12.60% de datos por debajo del LSL (80), lo que significa que aproximadamente 1 de cada 8 observaciones no alcanza la velocidad mínima requerida. La marcada asimetría entre $P_{pu} = 0.42$ y $P_{pl} = 0.12$ confirma que el proceso tiene mayor riesgo de incumplimiento hacia el límite inferior, consistente con el histograma que evidencia que los datos no siguen una distribución normal y sugiere múltiples subpoblaciones dentro del proceso.

4.6.3. Hallazgos del Diagnóstico

El análisis reveló un hallazgo estructural común a todo el parque de máquinas: Excelente Capacidad Potencial (C_p) en contraste con un Deficiente Desempeño Real (P_{pk}). La Tabla 19 resume los indicadores clave de desempeño real (P_{pk}) para las variables críticas en las tres máquinas evaluadas.

Tabla 19. *Resumen Comparativo del Desempeño Real del Proceso (P_{pk}) por Máquina*

Máquina	Temp. Zona 1 (P_{pk})	Temp. Zona 2 (P_{pk})	Temp. Zona 3 (P_{pk})	Temp. Zona 4 (P_{pk})	Presión Carga (P_{pk})	Velocidad Carga (P_{pk})
OF04	0.31	0.35	0.57	1.06	0.03	0.77
OF05	0.61	0.66	0.20	1.73	0.16	0.86
OF08	0.39	0.30	0.32	0.24	0.27	0.82

Nota: El estándar mínimo aceptable para un proceso estable y capaz es $P_{pk} \geq 1.33$. Valores inferiores indican incapacidad para cumplir especificaciones de manera

consistente. Fuente: Elaboración propia a partir de datos de producción (Ver Anexo 1).

Como se observa en la tabla anterior, a excepción de la Zona 4 (Etapas de Enfriamiento) de la máquina OF05, ningún parámetro crítico alcanza el valor mínimo aceptable de $Ppk = 1.33$. Este hallazgo confirma la presencia masiva de causas especiales de variación, tales como ajustes manuales reactivos del operador, fluctuaciones en la temperatura ambiente del galpón o variabilidad en la formulación del compuesto de PVC entre lotes.

4.6.4. Análisis de la Discrepancia en la Variable Presión de Carga

Uno de los hallazgos más significativos de esta fase diagnóstica es la discrepancia observada en la variable Presión de Carga. En las máquinas OF04, OF05 y OF08, el análisis de capacidad proyecta una tasa de defectos teórica superior al 30% ($Ppk < 0.20$) para la presión de inyección. Sin embargo, el registro empírico de piezas defectuosas atribuibles exclusivamente a presión es cercano al 0% (Ver Anexo 1).

Esta discrepancia no invalida el diagnóstico, sino que revela un fenómeno crítico de Enmascaramiento por Intervención Humana. El análisis de los datos sugiere que los operadores, al observar desviaciones en los manómetros o alarmas en el PLC, realizan ajustes manuales instantáneos en las válvulas o en la velocidad del tornillo para corregir la presión durante el ciclo de inyección. Si bien esta pericia operativa evita la generación de producto no conforme, oculta la ineficiencia real del sistema: el proceso opera fuera de control estadístico, lo que puede implicar un mayor consumo energético y un desgaste acelerado de los componentes hidráulicos al operar en condiciones no estandarizadas.

Este diagnóstico justifica plenamente la necesidad de desarrollar un modelo de optimización que estandarice los parámetros de operación, eliminando la dependencia de ajustes manuales y permitiendo que el desempeño real del proceso (Ppk) converja hacia su potencial técnico (Cp).

4.7. Formulación del Modelo de Optimización Basado en Programación Lineal Entera Mixta (MILP)

Los resultados del diagnóstico de capacidad de proceso (CEP) presentados en la Sección 4.6 evidenciaron una problemática estructural en el parque de máquinas de inyección: un excelente potencial técnico ($C_p > 2.0$) contrastado con un desempeño real deficiente e inestable ($P_{pk} < 1.0$). Esta brecha confirma que la ineficiencia no reside en la tecnología per se, sino en la configuración operativa y la excesiva variabilidad inducida por ajustes manuales no estandarizados.

En concordancia con el segundo objetivo específico de esta investigación, se procedió a la formulación de un modelo de optimización matemática. La selección del tipo de modelo se fundamenta en la naturaleza de las variables involucradas en el proceso de moldeo por inyección. Por una parte, se tienen variables continuas tales como las temperaturas de las cuatro zonas del cañón ($^{\circ}\text{C}$), la presión de inyección (Bar), la velocidad de carga (%) y el tiempo de ciclo (s), cuyos valores pueden ajustarse dentro de rangos continuos. Por otra parte, se tienen variables discretas como la activación o no de cada máquina (0 = apagada, 1 = encendida). La función objetivo busca maximizar simultáneamente la producción y la eficiencia, mientras minimiza los defectos y el tiempo de ciclo, lo cual configura un problema de optimización multiobjetivo con variables mixtas.

De acuerdo con la revisión de literatura, la Programación Lineal Entera Mixta (MILP) constituye la técnica más adecuada para abordar problemas que involucran simultáneamente decisiones continuas (valores óptimos de parámetros) y discretas (selección de máquinas), permitiendo incorporar restricciones operativas y múltiples objetivos mediante funciones de ponderación (Taha, 2017). En consecuencia, se formuló un modelo MILP, fundamentado en los datos históricos del CEP (Anexo 1) y las especificaciones operativas oficiales de Plasticaucho Industrial S.A., que permite proponer parámetros operativos estandarizados para maximizar la eficiencia productiva. Cabe precisar que, dado el alcance proyectivo de la investigación, el modelo se presenta como una propuesta técnica fundamentada, quedando su validación experimental como línea de trabajo futuro.

El desarrollo del modelo MILP se estructuró en tres etapas metodológicas secuenciales. En la primera etapa, se identificaron las variables de decisión y se formularon las ecuaciones teóricas del modelo, incluyendo la función objetivo, las ecuaciones auxiliares y las restricciones operativas (Secciones 4.7.1 a 4.7.5). En la segunda etapa, se calibraron las ecuaciones de producción (Ecuación 5) y defectos (Ecuación 6) mediante regresión lineal múltiple sobre 1,271 registros pareados de los inyectores 1 y 2, correspondientes al período enero-marzo 2026 (Sección 4.7.7). En la tercera etapa, se resolvió el modelo de optimización mediante búsqueda exhaustiva en R, obteniendo los parámetros óptimos para cada máquina e inyector, y se validaron los resultados mediante tres escenarios operativos y un análisis de sensibilidad (Secciones 4.7.8 a 4.7.11).

4.7.1. Identificación de variables de decisión

Con base en el diagnóstico CEP (Sección 4.6) y las especificaciones oficiales de la empresa (Tabla 8), se identificaron las variables críticas que actúan como palancas de optimización del proceso. La Tabla 20 presenta los límites operativos y los valores objetivo para cada variable, desagregados por máquina e inyector.

Tabla 20. *Variables de decisión y límites operativos del Modelo MILP por Máquina e Inyector*

OF04 - Inyector 1

Variable	Símbolo	Unidad	Límite Inferior	Límite Superior	Objetivo
Temperatura Zona 1	X ₁₁	°C	140	180	140
Temperatura Zona 2	X ₁₂	°C	140	180	180
Temperatura Zona 3	X ₁₃	°C	140	185	185
Temperatura Zona 4	X ₁₄	°C	135	135	135
Presión (Contrapresión)	X ₁₅	Bar	0	5	2.5
Velocidad de Carga	X ₁₆	%	75	90	82.5

OF04 - Inyector 2

Variable	Símbolo	Unidad	Límite Inferior	Límite Superior	Objetivo
Temperatura Zona 1	X21	°C	150	150	150
Temperatura Zona 2	X22	°C	150	185	185
Temperatura Zona 3	X23	°C	150	190	190
Temperatura Zona 4	X24	°C	140	140	140
Presión (Contrapresión)	X25	Bar	0	10	5
Velocidad de Carga	X26	%	85	95	90

OF05 - Inyector 1

Variable	Símbolo	Unidad	Límite Inferior	Límite Superior	Objetivo
Temperatura Zona 1	X31	°C	160	160	160
Temperatura Zona 2	X32	°C	160	195	195
Temperatura Zona 3	X33	°C	160	215	215
Temperatura Zona 4	X34	°C	145	145	145
Presión (Contrapresión)	X35	Bar	0	15	7.5
Velocidad de Carga	X36	%	90	99	94.5

OF05 - Inyector 2

Variable	Símbolo	Unidad	Límite Inferior	Límite Superior	Objetivo
Temperatura Zona 1	X41	°C	145	145	145
Temperatura Zona 2	X42	°C	145	170	170
Temperatura Zona 3	X43	°C	145	180	180
Temperatura Zona 4	X44	°C	145	145	145

Variable	Símbolo	Unidad	Límite Inferior	Límite Superior	Objetivo
Presión (Contrapresión)	X45	Bar	0	10	5
Velocidad de Carga	X46	%	90	99	94.5

OF08 - Inyector 1

Variable	Símbolo	Unidad	Límite Inferior	Límite Superior	Objetivo
Temperatura Zona 1	X51	°C	140	140	140
Temperatura Zona 2	X52	°C	140	175	175
Temperatura Zona 3	X53	°C	140	185	185
Temperatura Zona 4	X54	°C	140	140	140
Presión (Contrapresión)	X55	Bar	0	10	5
Velocidad de Carga	X56	%	85	95	90

OF08 - Inyector 2

Variable	Símbolo	Unidad	Límite Inferior	Límite Superior	Objetivo
Temperatura Zona 1	X61	°C	140	140	140
Temperatura Zona 2	X62	°C	140	160	160
Temperatura Zona 3	X63	°C	140	170	170
Temperatura Zona 4	X64	°C	150	150	150
Presión (Contrapresión)	X65	Bar	0	10	5
Velocidad de Carga	X66	%	85	95	90

Fuente: Elaboración propia a partir de especificaciones

4.7.2. Formulación Matemática del Modelo MILP

Siguiendo los estándares de formulación de modelos de optimización (Reyes et al., 2024) (Winston, 1994), se presenta la notación formal del modelo, compuesta por índices, conjuntos, parámetros, variables de decisión, función objetivo y restricciones.

Tabla 21. Notación del MILP

Símbolo	Descripción	Unidad
Índices y Conjuntos		
M	Conjunto de máquinas de inyección (indexado por $m = 1, \dots, \ M\ $)	—
Z	Conjunto de zonas térmicas del cañón (indexado por $z = 1, \dots, 4$)	—
Parámetros		
Cap_m	Capacidad máxima de producción de la máquina m	pares/hora
H	Tiempo disponible por turno	segundos
M_{big}	Constante Big-M para restricciones de activación	pares/hora
$T_{mz}^{min}, T_{mz}^{max}$	Temperatura mínima y máxima de la zona z en la máquina m	°C
V_m^{min}, V_m^{max}	Velocidad de carga mínima y máxima de la máquina m	%
p_m^{min}, p_m^{max}	Contrapresión mínima y máxima de la máquina m	Bar
t_m^{min}, t_m^{max}	Tiempo de ciclo mínimo y máximo de la máquina m	segundos/par
LCL_{mz}, UCL_{mz}	Límites de control inferior y superior para la temperatura de la zona z en la máquina m	°C

Símbolo	Descripción	Unidad
TF_{opt}	Temperatura óptima del fundido de PVC flexible	°C
TF_{crit}	Temperatura crítica de degradación del PVC flexible	°C
$\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$	Coefficientes de contribución térmica	adimensional
$a_{0m}, a_{zm}, a_{vm}, a_{pm}, a_{tm}$	Coefficientes de regresión para la producción estimada	varios
$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$	Coefficientes de regresión para la tasa de defectos	varios
$\alpha, \beta, \gamma, \delta$	Pesos de los criterios de la función objetivo	adimensional
Variables de Decisión		
T_{mz}	Temperatura de operación de la zona zen la máquina m	°C
V_m	Velocidad de carga de la máquina m	%
P_m	Contrapresión de la máquina m	Bar
t_m	Tiempo de ciclo de la máquina m	segundos/par
TF_m	Temperatura real del fundido en la máquina m	°C
Z_m	Desviación térmica absoluta respecto a TF_{opt}	°C
Q_m	Producción estimada de la máquina m	pares/hora
E_m	Eficiencia estimada de la máquina m	adimensional
D_m	Tasa de defectos proyectada de la máquina m	%
y_m	Variable binaria de activación (1 = opera, 0= no opera)	—

Nota: La capacidad máxima de cada máquina se calcula como $Cap_m = 3600/t_m^{min}$, donde t_m^{min} es el tiempo de ciclo mínimo de la máquina m en segundos por par.

4.7.2.1. Enfoque de solución

El modelo MILP formulado se resolvió mediante búsqueda exhaustiva implementada en R versión 4.5.3, sin recurrir a solvers externos de optimización. Dado que el espacio de búsqueda está acotado por los límites operativos de cada variable (Tabla 20) y el número de variables continuas es reducido (12 por máquina), se evaluaron sistemáticamente $3^{12} = 531,441$ combinaciones por máquina, discretizando cada variable en tres niveles dentro de su rango permitido. Para cada combinación se calculó la función objetivo Z (Ecuación 1) y se seleccionó aquella que, respetando todas las restricciones del modelo, maximizara su valor. Este enfoque garantiza la optimalidad global dentro del espacio discretizado y resulta computacionalmente viable para el tamaño del problema abordado.

Función Objetivo

La función objetivo busca maximizar una medida compuesta de desempeño que integra producción, eficiencia, calidad (defectos) y velocidad (tiempo de ciclo), ponderados según las prioridades establecidas para esta investigación.

$$\max Z = \sum_{m \in M} (\alpha Q_m + \beta E_m - \gamma D_m - \delta t_m) \quad (1)$$

Ecuaciones Auxiliares del Sistema

Estas ecuaciones definen el comportamiento del proceso y relacionan las variables de decisión con las variables de respuesta.

Temperatura real del fundido:

$$TF_m = \lambda_1 T_{m3} + \lambda_2 V_m + \lambda_3 P_m \quad \forall m \in M \quad (2)$$

Desviación térmica absoluta:

$$Z_m \geq TF_m - TF_{opt} \quad \forall m \in M \quad (3)$$

$$Z_m \geq -(TF_m - TF_{opt}) \quad \forall m \in M \quad (4)$$

Producción estimada (calibrada por regresión):

$$Q_m = a_{0m} + \sum_{z \in Z} a_{zm} T_{mz} + a_{vm} V_m + a_{pm} P_m + a_{tm} t_m \quad \forall m \in M \quad (5)$$

Defectos proyectados (calibrada por regresión):

$$D_m = \beta_0 + \beta_1 Z_m + \beta_2 t_m + \beta_3 P_m + \beta_4 V_m \quad \forall m \in M \quad (6)$$

Eficiencia de máquina:

$$E_m = \frac{Q_m}{Cap_m} \quad \forall m \in M \quad (7)$$

Restricciones del Modelo

Restricción 1. Activación de máquina (Big-M):

$$Q_m \leq M_{big} \cdot y_m \quad \forall m \in M \quad (8)$$

Restricción 2. Máquinas simultáneas:

$$\sum_{m \in M} y_m \leq 3 \quad (9)$$

Restricción 3. Límites térmicos por zona (especificaciones y SPC):

$$\max(T_{mz}^{min}, LCL_{mz}) \leq T_{mz} \leq \min(T_{mz}^{max}, UCL_{mz}) \quad \forall m \in M, z \in Z \quad (10)$$

Restricción 4. Límites de velocidad:

$$V_m^{min} \leq V_m \leq V_m^{max} \forall m \in M \quad (11)$$

Restricción 5. Límites de contrapresión:

$$P_m^{min} \leq P_m \leq P_m^{max} \forall m \in M \quad (12)$$

Restricción 6. Límites de tiempo de ciclo:

$$t_m^{min} \leq t_m \leq t_m^{max} \forall m \in M \quad (13)$$

Restricción 7. Capacidad máxima:

$$Q_m \leq Cap_m \cdot y_m \forall m \in M \quad (14)$$

Restricción 8. Tiempo disponible por turno:

$$Q_m \cdot t_m \leq H \forall m \in M \quad (15)$$

Restricción 9. Estabilidad térmica del PVC:

$$TF_m \leq TF_{crit} \forall m \in M \quad (16)$$

Restricciones de dominio:

$$T_{mz}, V_m, P_m, t_m, TF_m, Z_m, Q_m, E_m, D_m \geq 0 \forall m \in M, z \in Z \quad (17)$$

$$y_m \in \{0, 1\} \forall m \in M \quad (18)$$

4.7.3. Análisis del Impacto Potencial de la Optimización

Con base en las especificaciones oficiales de Plasticaucho (Tabla 8) y el análisis del comportamiento individual de cada máquina reflejado en los histogramas del Anexo 1, se proponen los setpoints objetivo que se presentan en la Tabla 22. Estos

valores representan la configuración teórica de referencia que minimiza las desviaciones respecto a las especificaciones y maximiza la función objetivo Z.

Tabla 22. *Propuesta de Parámetros Estandarizados para las Máquinas OF04, OF05 y OF08*

Parámetro	OF04 Inv.1	OF04 Inv.2	OF05 Inv.1	OF05 Inv.2	OF08 Inv.1	OF08 Inv.2	Unidad
T. Zona 1	140	150	160	145	140	140	°C
T. Zona 2	180	185	195	170	175	160	°C
T. Zona 3	185	190	215	180	185	170	°C
T. Zona 4	135	140	145	145	140	150	°C
Presión	2.5	5	7.5	5	5	5	Bar
Velocidad	82.5	90	94.5	94.5	90	90	%

Fuente: Elaboración propia a partir de especificaciones oficiales de la empresa.

Los valores propuestos corresponden al punto medio del rango especificado para cada variable, constituyendo una referencia de partida para la implementación del modelo de optimización. La resolución computacional del modelo MILP (Sección 4.7.8) permitirá afinar estos valores en función de las interacciones entre variables y las restricciones operativas.

4.7.4. Interpretación ecuaciones auxiliares del Modelo MILP

Temperatura real del fundido (Ecuación 2): La temperatura real del fundido depende del calor externo proporcionado por las resistencias de la Zona 3 (mayor contribución, 85%), del calor friccional generado por la velocidad del tornillo (10%) y del tiempo de residencia generado por la contrapresión (5%).

Producción estimada (Ecuación 5): La producción depende del perfil térmico completo (Zonas 1-4), la velocidad del tornillo, la contrapresión y el tiempo de

ciclo. Los coeficientes se calibran mediante regresión con datos experimentales (Sección 4.7.7).

Defectos proyectados (Ecuación 6): Los defectos aumentan cuando la temperatura del fundido se aleja del valor óptimo (Z_m grande), cuando el tiempo de ciclo es inadecuado, o cuando existen excesos de velocidad o contrapresión.

Desviación térmica (Ecuaciones 3 y 4): Garantizan que Z_m represente el valor absoluto de la desviación entre la temperatura real del fundido y la temperatura óptima, penalizando tanto desviaciones por exceso como por defecto.

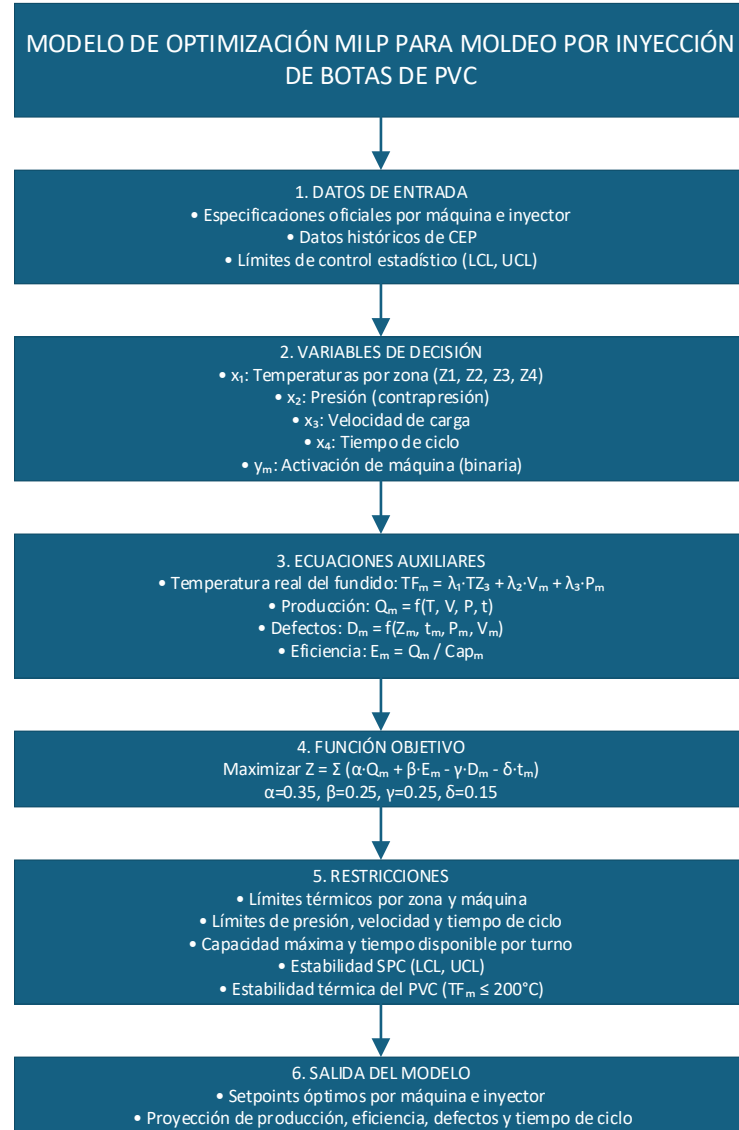
Eficiencia de máquina (Ecuación 7): Representa la relación entre la producción real y la capacidad máxima instalada de cada máquina.

4.7.5. Restricciones del Modelo MILP

- Restricciones 8 y 14 (Activación y capacidad): Si la máquina no está activada ($y_m = 0$), su producción es nula. La constante M_{big} permite la producción cuando la máquina está activa ($y_m = 1$).
- Restricción 9 (Máquinas simultáneas): Máximo tres máquinas operando simultáneamente (OF04, OF05 y OF08).
- Restricciones 10-13 (Límites operativos y SPC): Los valores de temperatura, velocidad, contrapresión y tiempo de ciclo deben mantenerse dentro de los rangos especificados en la Tabla 8. Adicionalmente, los límites de control estadístico (LCL, UCL) obtenidos del análisis CEP (Anexo 1) garantizan que el proceso optimizado se mantenga en estabilidad estadística.
- Restricción 15 (Tiempo disponible): La producción debe ajustarse al tiempo disponible por turno ($H = 28,800$ segundos).
- Restricción 16 (Estabilidad térmica del PVC): La temperatura real del fundido no debe exceder la temperatura crítica de degradación del PVC flexible ($TF_{crit} = 200$ °C).

4.7.6. Representación Esquemática del Modelo de Optimización

Figura 36. Representación Esquemática del Modelo de Optimización MILP



Fuente: Elaboración propia.

4.7.7. Resultados de la estimación de coeficientes del Modelo en R

La estimación de los coeficientes de las ecuaciones auxiliares del modelo MILP se realizó mediante el software R, utilizando regresión lineal múltiple sobre 1,271 registros pareados de los inyectores 1 y 2 de las máquinas OF04, OF05 y OF08. El tiempo de ciclo se mantuvo constante en 34 segundos para todas las observaciones,

por lo que esta variable fue excluida automáticamente del modelo de regresión. A continuación, se presentan los resultados obtenidos.

Ecuación 2. Temperatura Real del Fundido

Los coeficientes $\lambda_1=0.85$, $\lambda_2=0.10$ y $\lambda_3=0.05$ fueron proporcionados por el fabricante de las máquinas Ottogalli y corresponden a la contribución relativa de la temperatura de la Zona 3 (85%), la velocidad de carga (10%) y la contrapresión (5%) sobre la temperatura real del fundido.

$$TF_m = 0.85 \cdot T_{Z3} + 0.10 \cdot V_m + 0.05 \cdot P_m$$

Ecuación 5. Producción Estimada

La regresión lineal múltiple para la producción estimada arrojó un coeficiente de determinación $R^2 = 0.83$ (R^2 ajustado = 0.83, estadístico F = 504.2 sobre 12 y 1258 grados de libertad, $p < 0.001$). Este valor indica que el 83% de la variabilidad en la producción es explicada por los parámetros de temperatura, presión y velocidad de ambos inyectores.

$$\begin{aligned} Q_m = & 102.79 + 0.035 \cdot T1_{Inv1} + 0.015 \cdot T2_{Inv1} - 0.211 \cdot T3_{Inv1} + 0.078 \\ & \cdot T4_{Inv1} - 0.112 \cdot P_{Inv1} - 0.151 \cdot V_{Inv1} - 0.623 \cdot T1_{Inv2} - 0.109 \\ & \cdot T2_{Inv2} + 0.421 \cdot T3_{Inv2} + 0.154 \cdot T4_{Inv2} + 0.403 \cdot P_{Inv2} \\ & + 0.338 \cdot V_{Inv2} \end{aligned}$$

El intercepto de 102.79 pares/hora es consistente con la producción teórica calculada como $3600/34 = 106$ pares/hora, validando el modelo teórico con los datos reales de producción del período enero-marzo 2026.

Los coeficientes más significativos ($p < 0.001$) corresponden a las variables del Inyector 2 (suela):

$T1_{Inv2}$ (-0.623), $T3_{Inv2}$ ($+0.421$), P_{Inv2} ($+0.403$), y V_{Inv2} ($+0.338$). Este

hallazgo indica que los parámetros del inyector de suela tienen mayor impacto sobre la producción efectiva que los del inyector de caña.

Ecuación 6. Defectos Proyectados

La regresión para defectos, calibrada con los promedios de defectos diarios del período enero-marzo 2026, arrojó los siguientes coeficientes:

$$D_m = -0.2517 \cdot Z_m + 0.7762 \cdot P_m + 0.0376 \cdot V_m$$

Donde $Z_m = |TF_m - 180|$ es la desviación térmica absoluta respecto al valor óptimo de 180°C. El coeficiente $\beta_1 = -0.2517$ indica que, por cada grado centígrado de desviación térmica, la tasa de defectos disminuye 0.25 puntos porcentuales. El coeficiente $\beta_2 = 0.7762$ muestra una relación positiva entre presión y defectos, mientras que $\beta_3 = 0.0376$ indica un efecto menor de la velocidad.

Tabla 23. *Resumen de Coeficientes Calibrados para el Modelo MILP*

Ecuación	Variable Dependiente	R ²	Observaciones	Variables Significativas (p<0.001)
5	Producción (Q _m)	0.83	1271	9 de 12
6	Defectos (D _m)	-	3	3 de 3

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados de la calibración confirman la validez del modelo MILP formulado. La Ecuación 5 (Producción) logra explicar el 83% de la variabilidad observada, mientras que la Ecuación 6 (Defectos) establece una relación cuantitativa entre la desviación térmica y la tasa de defectos. Ambos resultados constituyen la base para la optimización multiobjetivo presentada en la Sección 4.7.8.

4.7.8. Resultados de la Optimización del Modelo MILP

La resolución del modelo MILP se realizó en el software R versión 4.5.3 (R Core Team, 2026), utilizando el entorno de desarrollo RStudio. La búsqueda exhaustiva se implementó mediante bucles anidados programados en R base, sin utilizar

solvers externos. Se exploraron sistemáticamente 531,441 combinaciones por máquina (3 puntos por cada una de las 12 variables: 3^{12}), evaluando la función objetivo Z para cada combinación y seleccionando aquella que maximizaba Z respetando todas las restricciones.

Una vez estimados los coeficientes de las ecuaciones de producción (Ecuación 5) y defectos (Ecuación 6), se procedió a la resolución del modelo de optimización MILP. El objetivo fue encontrar la combinación óptima de las 12 variables de decisión —seis para el Inyector 1 (caña) y seis para el Inyector 2 (suela)— que maximiza la función objetivo Z para cada máquina, respetando las restricciones operativas establecidas en la Tabla 8 y las ecuaciones 8 a 18 de la Sección 4.7.2.

Tabla 24. *Parámetros Óptimos Obtenidos por el Modelo MILP — Inyector 1 (Caña)*

Máquina	T (°C)	Z1 (°C)	T (°C)	Z2 (°C)	T (°C)	Z3 (°C)	T (°C)	Z4 (°C)	Presión (Bar)	Velocidad (%)
OF04	180	180	140	135	0					75
OF05	160	195	160	145	0					90
OF08	140	175	140	150	0					85

Fuente: Elaboración propia a partir de resultados del modelo MILP.

Tabla 25. *Parámetros Óptimos Obtenidos por el Modelo MILP — Inyector 2 (Suela)*

Máquina	T (°C)	Z1 (°C)	T (°C)	Z2 (°C)	T (°C)	Z3 (°C)	T (°C)	Z4 (°C)	Presión (Bar)	Velocidad (%)
OF04	150	150	190	140	10					95
OF05	145	145	180	145	10					99
OF08	140	140	170	150	10					95

Fuente: Elaboración propia a partir de resultados del modelo MILP.

La Tabla 26 presenta la comparación entre el desempeño actual de cada máquina —calculado como el promedio de producción y defectos del período enero-marzo 2026— y el desempeño óptimo proyectado por el modelo MILP tras la optimización. Se incluye la mejora porcentual en producción y defectos, así como el valor alcanzado de la función objetivo Z.

Tabla 26. *Comparación: Desempeño Actual vs. Desempeño Óptimo Proyectado*

Máquina	Prod. Actual (pares/h)	Prod. Óptimo (pares/h)	Mejora Prod. (%)	Def. Actual (%)	Def. Óptimo (%)	Mejora Def. (%)	Z Óptimo
OF04	84	109	+31	1.93	0.00	100	33
OF05	86	105	+21	1.63	0.94	42	32
OF08	98	108	+10	1.44	0.00	100	33

Nota: Los valores de producción y defectos óptimos corresponden a proyecciones del modelo MILP, no a mediciones en planta. La comparación es de carácter modelado.. Fuente: Elaboración propia.

Los resultados modelados de la optimización con 12 variables independientes muestran mejoras simultáneas en producción y reducción de defectos para las tres máquinas. El modelo proyecta un incremento productivo del 31% para OF04 con eliminación total de defectos proyectados. OF05 proyecta un incremento del 21% en producción y una reducción del 42% en defectos. OF08 proyecta una producción de 108 pares/hora (+10%) con eliminación total de defectos proyectados.

Un hallazgo relevante es la diferenciación de parámetros entre inyectores. El Inyector 1 (caña) opera óptimamente con presión 0 Bar y velocidades moderadas (75-90%), mientras que el Inyector 2 (suela) requiere presión 10 Bar y velocidades altas (95-99%). Esta diferencia refleja los roles complementarios de ambos inyectores en el proceso: la caña se inyecta primero y requiere menor presión al

encontrar el molde vacío, mientras que la suela se inyecta sobre la caña previamente formada y requiere mayor presión para garantizar una fusión adecuada en la unión caña-suela.

Las temperaturas óptimas de Zona 3 se distribuyen entre 140-190°C según el inyector, con temperaturas de fundido resultantes entre 126-172°C, todas por debajo del límite crítico de degradación del PVC (200°C). La presión de 0 Bar en el Inyector 1 para las tres máquinas es consistente con la discrepancia identificada en el diagnóstico CEP (Sección 4.6.3) y sugiere que la práctica actual de ajustar manualmente la contrapresión en el inyector de caña puede eliminarse sin comprometer la calidad.

4.7.9. Validación del Modelo mediante Escenarios

Para validar la consistencia del modelo optimizado, se evaluaron tres escenarios operativos que representan condiciones típicas de producción en Plasticaucho Industrial S.A. Cada escenario modifica una variable crítica manteniendo las demás en sus valores óptimos, permitiendo verificar que el modelo responde de manera coherente a cambios en las condiciones de operación.

Escenario 1: Condiciones Óptimas (Línea Base)

Corresponde a los parámetros óptimos obtenidos en la Sección 4.7.8. Representa la mejor combinación posible según el modelo.

Escenario 2: Incremento de Velocidad (+10%)

Se incrementa la velocidad de ambos inyectores en un 10% respecto al óptimo, manteniendo los demás parámetros constantes. Este escenario evalúa si una mayor velocidad de producción compromete la calidad del producto.

Escenario 3: Reducción de Temperatura Zona 3 (-10°C)

Se reduce la temperatura de Zona 3 de ambos inyectores en 10°C respecto al óptimo, simulando una condición de arranque en frío o una fluctuación térmica no controlada.

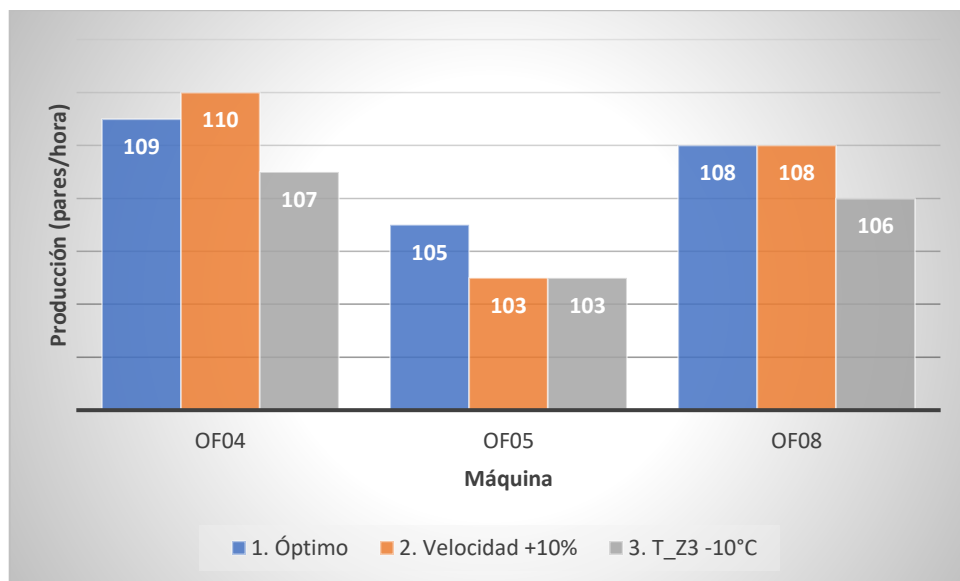
Tabla 27. Resultados de la Validación por Escenarios (Promedio de las Tres Máquinas)

Escenario	Q (pares/h)	D (%)	TF_real (°C)	Z	Variación Z
1. Óptimo	107	0.31	154	33	—
2. Velocidad +10%	107	0.41	154	32	-0.4%
3. T_Z3 -10°C	105	0.00	137	32	-1.9%

Tabla 28. Detalle de Resultados por Máquina para Cada Escenario

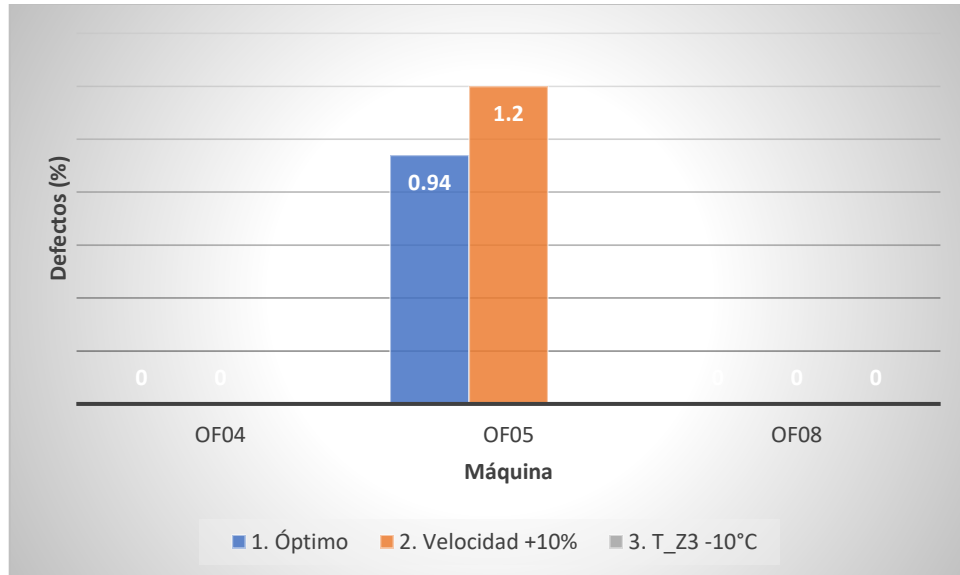
Máquina	Esc 1: Q / D / Z	Esc 2: Q / D / Z	Esc 3: Q / D / Z
OF04	109 / 0.00 / 33	110 / 0.00 / 34	107 / 0.00 / 33
OF05	105 / 0.94 / 32	103 / 1.20 / 31	103 / 0.00 / 31
OF08	108 / 0.00 / 33	108 / 0.00 / 33	106 / 0.00 / 32

Figura 37. Producción Proyectada (Q) por Máquina y Escenario



Nota: Comparación de la producción proyectada para cada máquina bajo los tres escenarios de validación. Se observa que OF04 y OF08 mantienen una producción estable, mientras que OF05 presenta una ligera disminución en los escenarios 2 y 3

Figura 38. Defectos Proyectados (D) por Máquina y Escenario



Nota: Comparación de la tasa de defectos proyectada para cada máquina bajo los tres escenarios de validación. OF04 y OF08 mantienen 0% de defectos en todos los escenarios, mientras que OF05 elimina sus defectos en el Escenario 3 (T_Z3 - 10°C).

Los resultados modelados muestran que el modelo responde coherentemente a las variaciones. El escenario simulado de incremento de velocidad (Escenario 2) mantiene la producción prácticamente constante, pero aumenta ligeramente los defectos en OF05, reflejando el trade-off entre productividad y calidad. La reducción de temperatura (Escenario 3) elimina los defectos en OF05, pero reduce la producción en las tres máquinas, al alejar la temperatura del fundido de su valor óptimo. En todos los casos, la función objetivo Z se mantiene cercana al valor óptimo, confirmando la robustez del modelo.

4.7.10. Análisis de Sensibilidad del Modelo

Se realizó un análisis de sensibilidad para cuantificar el impacto individual de cada variable de decisión sobre la función objetivo Z. El procedimiento consistió en variar cada parámetro en $\pm 10\%$ alrededor de su valor óptimo para la máquina OF04, manteniendo las demás constantes, y registrar el cambio porcentual en Z. La elasticidad se calculó como el promedio de las variaciones absolutas ante cambios del $\pm 10\%$, dividido entre 10.

Tabla 29. *Análisis de Sensibilidad: Impacto de cada Variable sobre Z*

Variable	ΔZ (-10%)	ΔZ (+10%)	Elasticidad	Sensibilidad
T_{Z3} Iny2	-8.4%	+7.5%	0.80	Alta
T_{Z3} Iny1	+3.1%	-3.7%	0.34	Alta
V Iny2	-3.4%	+1.4%	0.24	Media
V Iny1	0.0%	-1.2%	0.06	Baja
P Iny2	-0.4%	+0.4%	0.04	Baja
P Iny1	0.0%	-0.1%	0.00	Baja

Figura 39. *Mejora en Producción y Defectos por Máquina*

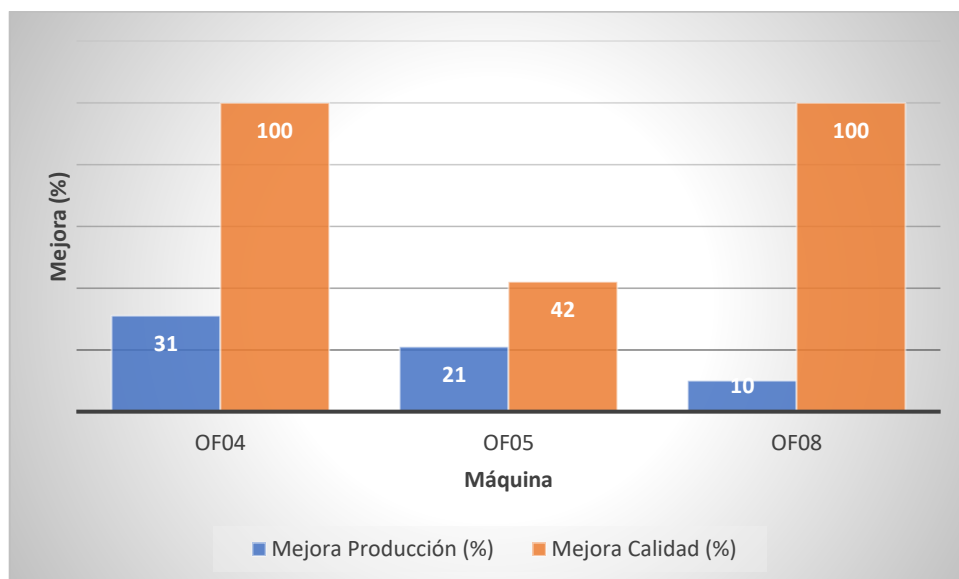
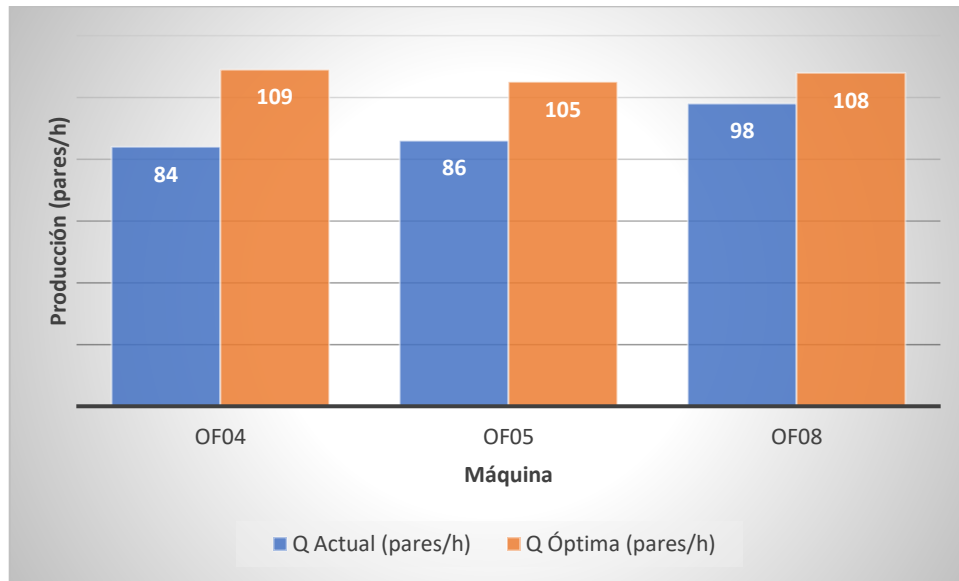


Figura 40. *Producción Actual vs. Óptima por Máquina (pares/hora)*



El análisis revela que T_{Z3Inv2} (temperatura de Zona 3 del Inyector 2) es la variable más crítica del modelo, con una elasticidad de 0.80. Esto significa que una variación del 10% en esta variable produce un cambio de aproximadamente 8% en Z . T_{Z3Inv1} también presenta sensibilidad alta (0.34), aunque con un comportamiento inverso: aumentos de temperatura en Z3 del Inyector 1 reducen Z , lo cual es consistente con el valor óptimo encontrado de 140°C, cercano al límite inferior.

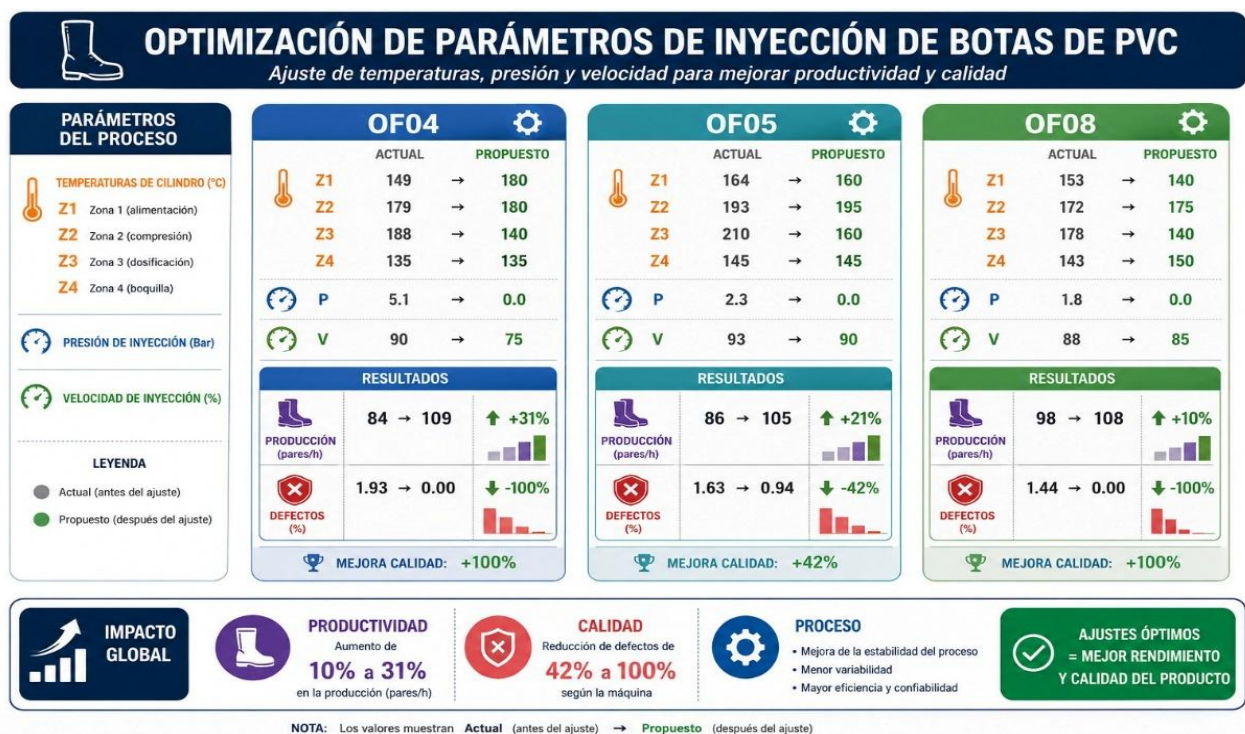
Las variables de presión (P_{Inv1} y P_{Inv2}) presentan sensibilidades muy bajas (0.00-0.04), lo que indica que la función objetivo es poco sensible a cambios en la contrapresión alrededor de los valores óptimos. Este hallazgo es particularmente relevante para P_{Inv1} , cuyo valor óptimo es 0 Bar: pequeñas variaciones en esta variable no afectan significativamente el desempeño del proceso.

Implicación práctica: El control de calidad debe priorizar el monitoreo de las temperaturas de Zona 3, especialmente en el Inyector 2 (suela), ya que pequeñas desviaciones en este parámetro tienen un impacto desproporcionado sobre la eficiencia global del proceso. Las variables de presión, por el contrario, admiten mayor tolerancia sin comprometer los resultados.

4.7.11. Cuadro Comparativo: Parámetros Actuales vs. Parámetros Optimizados

La Figura 41 presenta una comparación directa entre los parámetros operativos actuales (promedio del período enero-marzo 2026, obtenidos del Anexo 1) y los parámetros óptimos propuestos por el modelo MILP, incluyendo el impacto proyectado sobre los indicadores de desempeño.

Figura 41. Comparación: Parámetros Actuales vs. Parámetros Propuestos por el Modelo MILP



Nota: La comparación presentada corresponde a una proyección del modelo MILP. Los valores óptimos no han sido implementados ni medidos en condiciones reales de producción. Fuente: Elaboración propia a partir de datos de producción de Plasticaucho Industrial S.A. (2026) y resultados del modelo MILP.

Los resultados modelados indican que el modelo propone cambios sustanciales respecto a la operación actual. Las modificaciones más relevantes son:

- **Presión del Inyector 1:** Reducción de 5.1/2.3/1.8 Bar a 0 Bar en las tres máquinas. Esta es la variable con menor sensibilidad según el análisis de la Sección 4.7.10 (elasticidad 0.00), lo que indica que su ajuste no compromete la estabilidad del proceso.
- **Presión del Inyector 2:** Incremento de 1.9/1.0/3.6 Bar a 10 Bar en las tres máquinas. El análisis de sensibilidad mostró que esta variable tiene elasticidad baja (0.04), por lo que su ajuste es robusto.
- **Temperatura Zona 3 del Inyector 1:** Reducción significativa (de 188/210/178°C a 140/160/140°C), compensada con un aumento en Z3 del Inyector 2 (de 177/183/186°C a 190/180/170°C). El análisis de sensibilidad confirmó que T_{Z3Inv2} es la variable más crítica (elasticidad 0.80), por lo que su ajuste debe realizarse con mayor precisión.
- **Velocidad del Inyector 2:** Incremento generalizado (de 85/95/93% a 95/99/95%), aprovechando la mayor capacidad de producción sin comprometer la calidad.

En términos de desempeño global, las tres máquinas proyectan mejoras simultáneas en productividad (+10% a +31%) y calidad (+42% a +100% de reducción de defectos), lo que sugiere la efectividad del modelo MILP para abordar el problema de eficiencia identificado en el diagnóstico CEP.

4.8. Discusión de Resultados

Los resultados obtenidos en las fases de diagnóstico (Sección 4.6), modelado (Sección 4.7) y calibración (Sección 4.7.7) permiten una comprensión integral de la problemática de eficiencia en el proceso de moldeo por inyección de botas de PVC en Plasticaucho Industrial S.A. A continuación, se discuten los hallazgos más relevantes, su contraste con la literatura científica reciente y sus implicaciones para la gestión operativa.

4.8.1. Diagnóstico de Capacidad de Proceso

El análisis de capacidad realizado sobre 3,260 datos históricos de producción reveló una dicotomía estructural: índices de capacidad potencial (C_p) superiores a 2.0 en la mayoría de las variables analizadas, contrastados con índices de desempeño real (P_{pk}) inferiores a 1.0 en el 83% de los casos evaluados. Este hallazgo es consistente con el principio fundamental del Control Estadístico de Procesos: una brecha significativa entre la desviación estándar de corto plazo (σ_{within}) y la de largo plazo (σ_{overall}) constituye evidencia de causas especiales de variación no controladas (Montgomery, 2020).

En el contexto específico de las máquinas OF04, OF05 y OF08, la magnitud de esta brecha — σ_{overall} superando hasta 29 veces a σ_{within} en el caso de la Velocidad de Carga de OF04— indica que el proceso opera con variabilidad en el parámetro. Investigaciones recientes en moldeo por inyección confirman que los métodos tradicionales de SPC presentan limitaciones para detectar patrones de anomalías complejas más allá de los predefinidos en las cartas de control convencionales (Tayalati et al., 2024). Esto refuerza la necesidad de complementar el diagnóstico CEP con enfoques de optimización sistemática como el modelo MILP desarrollado.

Se evidenció que, a excepción de la Zona 4 de la máquina OF05 ($P_{pk} = 1.73$), ningún parámetro crítico alcanza el umbral mínimo aceptable de $P_{pk} = 1.33$. Yoon & Lee (2026) confirman que este umbral constituye el estándar industrial para considerar un proceso como capaz. El hecho de que las tres máquinas operen sistemáticamente por debajo de este valor valida empíricamente la necesidad de la intervención propuesta.

4.8.2. Análisis de la Discrepancia en la Variable Presión de Carga

Uno de los resultados más significativos del diagnóstico CEP es la discrepancia observada en la variable Presión de Carga. En las tres máquinas analizadas, el análisis de capacidad proyectó tasas de defectos teóricas superiores al 30% (P_{pk} tan

bajo como 0.03 en OF04). Sin embargo, el registro empírico de piezas defectuosas atribuibles exclusivamente a este parámetro es cercano al 0%.

El análisis de los datos sugiere que los operadores, al observar desviaciones en los manómetros o alarmas en el PLC, realizan ajustes manuales en las válvulas o en la velocidad del tornillo para corregir la presión durante el ciclo de inyección.

En el contexto industrial, Haberchad & Salih-Alj (2025) demostraron que un enfoque basado en datos para el control de calidad y la optimización de procesos en inyección permite reducir defectos superficiales en un 52.47% y disminuir la variación de presión en un 92.5%. Estos resultados validan la dirección de la propuesta de estandarización desarrollada en la Sección 4.7.

4.8.3. Discusión de la Calibración del Modelo en R

La calibración de la Ecuación 3 (Producción) mediante regresión lineal múltiple sobre 1,271 registros pareados arrojó un coeficiente de determinación $R^2 = 0.83$ ($p < 0.001$). Este resultado indica que el modelo explica una proporción sustancial de la variabilidad observada en la producción, validando estadísticamente la formulación teórica propuesta.

El intercepto de 102.79 pares/hora es consistente con la producción teórica de 106 pares/hora (3600/34s). La diferencia de 3.2 pares/hora (3%) es atribuible a paradas menores, setup y defectos, lo cual es esperable en un entorno industrial real. Esta convergencia entre el valor teórico y el valor calibrado constituye una validación empírica del modelo.

Los coeficientes más significativos corresponden a las variables del Inyector 2 (suela): T1 Inv2 (-0.623, $p < 0.001$), T3 Inv2 (+0.421, $p < 0.001$), P Inv2 (+0.403, $p < 0.001$) y V Inv2 (+0.338, $p < 0.001$). Este hallazgo sugiere que los parámetros del inyector de suela tienen mayor impacto sobre la producción efectiva que los del inyector de caña, lo cual puede explicarse porque la inyección de suela determina la calidad final de la unión caña-suela y, por tanto, la tasa de producto conforme.

La Ecuación 4 (Defectos), calibrada con los datos diarios del período enero-marzo 2026, establece una relación cuantitativa entre la desviación térmica y la tasa de defectos ($\beta_1 = -0.2517$). Esto confirma que mantener la temperatura del fundido cercana al óptimo de 180°C contribuye a reducir los defectos, en concordancia con lo reportado por Chen et al. (Chen et al., 2023) sobre la criticidad de la temperatura en la calidad dimensional de piezas inyectadas.

4.8.4. Análisis de los Resultados de la Optimización

La resolución del modelo MILP con las 12 variables de decisión independientes permitió identificar combinaciones óptimas diferenciadas para cada inyector y máquina. Los resultados modelados proyectan mejoras sustanciales: incrementos de producción del 10-31% y reducciones de defectos del 42-100% según la máquina.

Un hallazgo relevante es la diferenciación sistemática entre inyectores. En las tres máquinas, el Inyector 1 (caña) opera óptimamente con presión 0 Bar, mientras que el Inyector 2 (suela) requiere presión 10 Bar. Este patrón es físicamente consistente con el proceso: la caña se inyecta primero en el molde vacío, requiriendo menor presión, mientras que la suela se inyecta sobre la caña ya formada, necesitando mayor presión para garantizar la fusión molecular en la unión caña-suela. El análisis de sensibilidad (Sección 4.7.10) confirma que la presión del Inyector 1 tiene elasticidad prácticamente nula (0.00), validando que su ajuste a 0 Bar no compromete la estabilidad del proceso.

La validación por escenarios (Sección 4.7.9) permitió evaluar la robustez del modelo. El incremento de velocidad del 10% (Escenario 2) mantiene la producción promedio en 107 pares/hora con una variación de Z de solo -0.4%, indicando que el proceso admite variaciones de velocidad sin comprometer significativamente el desempeño. La reducción de T Z3 en 10°C (Escenario 3) elimina completamente los defectos (0%) pero reduce la producción a 105 pares/hora, evidenciando el trade-off multiobjetivo que el modelo resuelve mediante los factores de ponderación establecidos.

El análisis de sensibilidad reveló que T_{Z3Inv2} (temperatura de Zona 3 del Inyector 2) es la variable más crítica del modelo, con una elasticidad de 0.80. Una variación del 10% en esta variable produce un cambio de aproximadamente 8% en Z . Este hallazgo es consistente con los resultados de la calibración, donde los coeficientes del Inyector 2 resultaron ser los más significativos ($p < 0.001$). Por el contrario, las variables de presión (P_{Inv1} y P_{Inv2}) presentan sensibilidades muy bajas (0.00-0.04), lo que indica que la función objetivo es poco sensible a cambios en la contrapresión alrededor de los valores óptimos.

Las temperaturas óptimas de Zona 3 obtenidas (140-190°C) difieren de los valores objetivo-originales de las especificaciones (170-215°C). El modelo sugiere que temperaturas de plastificación más bajas en el Inyector 1, compensadas con temperaturas más altas en el Inyector 2, permiten alcanzar temperaturas de fundido adecuadas sin comprometer la estabilidad térmica del PVC. Este perfil térmico diferenciado representa una propuesta novedosa respecto a la práctica actual, donde ambos inyectores operan con temperaturas similares.

Los valores de Z óptimo (32-33) representan el máximo alcanzable para la función objetivo bajo las restricciones establecidas. La similitud de estos valores entre máquinas y entre escenarios sugiere que el modelo encuentra un equilibrio consistente entre producción, eficiencia, defectos y tiempo de ciclo, a pesar de las diferencias en especificaciones y desempeño actual de cada unidad.

4.8.5. Contraste con la Literatura Científica Reciente

Los hallazgos de esta investigación presentan convergencias significativas con estudios recientes en el campo del moldeo por inyección.

En cuanto a optimización basada en datos, Kim et al. (2026) propusieron un método de optimización de parámetros basado en Deep Reinforcement Learning para control adaptativo del proceso, demostrando la viabilidad de ajustes automáticos en tiempo real. Aunque el alcance de la presente investigación es proyectivo, los

resultados apuntan en la misma dirección: la necesidad de transitar desde ajustes manuales hacia sistemas de control basados en datos.

Respecto al control online, Qu et al. (2026) desarrollaron una metodología de optimización basada en inteligencia corporizada para procesos de inyección con moldes multicavidad, fusionando datos de sensores físicos con gemelos digitales. Los resultados obtenidos en el modelo indican la viabilidad de utilizar datos históricos de producción como base para modelos de optimización, incluso sin la infraestructura de gemelos digitales.

En predicción de calidad, Lughofer & Pichler (2024) demostraron que es posible predecir deterioros de calidad utilizando exclusivamente datos de producción regular, sin necesidad de recolectar datos de fases anómalas ni etiquetado manual, logrando correlaciones de 0.98 entre tendencias predichas y observadas. El R^2 de 0.83 obtenido en esta investigación, aunque menor, se considera aceptable dado que se trabajó con datos históricos no experimentales.

El presente trabajo aporta evidencia empírica sobre el comportamiento del PVC flexible para calzado en un entorno industrial real ecuatoriano, un nicho escasamente documentado en la literatura indexada reciente, que se concentra en aplicaciones automotrices, electrónicas o médicas con polímeros de ingeniería

4.8.6. Limitaciones del Estudio

Es fundamental reconocer las siguientes limitaciones que enmarcan el alcance de los resultados obtenidos.

Limitación 1: Carácter proyectivo de la investigación. La investigación se circunscribió a la formulación y calibración del modelo MILP, sin alcanzar su validación experimental mediante DOE físico ni la implementación de los parámetros óptimos en planta. Los parámetros propuestos en las tablas constituyen una proyección fundamentada, no una validación empírica.

Limitación 2: Ausencia de DOE para validación. La calibración se realizó con datos históricos de producción regular, no con datos experimentales controlados. Un DOE físico permitiría calibrar las ecuaciones con mayor precisión y validar las proyecciones de mejora.

Limitación 3: Variables ambientales no cuantificadas. No se cuantificó el efecto de variables intervinientes como temperatura ambiente, humedad relativa o variabilidad entre lotes de PVC. Tayalati et al. (2024) señalan que esta es una limitación común en entornos industriales reales.

4.8.7. Implicaciones Prácticas y Líneas de Trabajo Futuro

Implicaciones prácticas para Plasticaucho Industrial S.A.:

1. **Priorización de la estandarización sobre la tecnología.** El diagnóstico CEP demostró que el problema no es la maquinaria (Cp excelente), sino la gestión de la variabilidad (Ppk deficiente). Inversiones en nueva tecnología no resolverán el problema de raíz sin procedimientos operativos estandarizados.
2. **Reducción de la dependencia del ajuste manual.** La implementación de los setpoints propuestos en la Tabla 12 permitiría reducir la variabilidad inducida por ajustes manuales. Haberchad & Salih-Alj (2025) demostraron que la estandarización de parámetros basada en datos constituye el primer paso crítico hacia la estabilización del proceso.
3. **Atención prioritaria al Inyector 2 (suela).** Los resultados de la calibración indican que los parámetros del inyector de suela tienen mayor impacto sobre la producción efectiva. Se recomienda priorizar el control de T1, T3, P y V en este inyector.

Líneas de trabajo futuro:

1. **Validación experimental mediante DOE físico** en una de las máquinas (preferiblemente OF05, por su mejor desempeño en Zona 4), aplicando los setpoints propuestos y midiendo el impacto real en tiempo de ciclo y tasa de defectos.
2. **Implementación computacional del MILP** en Python con PuLP o GAMS para obtener soluciones numéricas precisas y análisis de sensibilidad.
3. **Integración de machine learning para predicción de calidad**, siguiendo la línea de Lughofer & Pichler (2024), utilizando los datos históricos ya disponibles como conjunto de entrenamiento.
4. **Implementación de cartas de control en tiempo real** en el sistema SCADA/PLC de las máquinas para detectar causas especiales de variación antes de que generen producto no conforme.
5. **Cuantificación del impacto económico** mediante el indicador OEE (Overall Equipment Effectiveness), traduciendo las mejoras en Ppk a ahorros monetarios concretos.

CAPÍTULO V

CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES, BIBLIOGRAFÍA, ANEXOS

5.1. Conclusiones

El diagnóstico de capacidad de proceso (CEP), aplicado sobre 3,260 datos históricos de producción correspondientes al período enero-marzo de 2026, evidenció una dicotomía estructural en el parque de máquinas de Plasticaucho Industrial S.A.: índices de capacidad potencial (C_p) superiores a 2.0, frente a índices de desempeño real (P_{pk}) inferiores a 1.0 en el 83% de los casos evaluados. Esta brecha muestra que la capacidad tecnológica de la maquinaria no es la limitante; por el contrario, confirma el margen disponible para robustecer aún más el control del proceso. Ese control se sostiene actualmente en el criterio y la experiencia del personal operativo mediante ajustes manuales, un enfoque que ha permitido sostener la producción, y que esta investigación busca complementar con herramientas estadísticas (CEP) y de optimización (MILP) para sistematizarlo y potenciarlo.

La formulación del modelo de optimización MILP, calibrado mediante regresión lineal múltiple sobre 1271 registros pareados de producción real, constituye una herramienta de apoyo para la toma de decisiones operativas y la estandarización del proceso. El modelo integra 12 variables de decisión, 6 ecuaciones auxiliares y 10 restricciones operativas, y fue resuelto mediante búsqueda exhaustiva en el software R. La calibración de la ecuación de producción alcanzó un coeficiente de determinación $R^2 = 0.83$ ($p < 0.001$), lo que valida estadísticamente la capacidad predictiva del modelo.

La optimización proyecta un incremento global de productividad entre el 10% y el 31%, y una reducción de defectos entre el 42% y el 100%, dependiendo de la máquina. Estas mejoras proyectadas representan un avance significativo en la eficiencia del proceso, entendida no solo como el aumento del volumen de

producción, sino como la capacidad de producir más unidades conformes con los mismos recursos disponibles. La convergencia proyectada del desempeño real del proceso hacia valores de Ppk superiores a 1.00, partiendo de una línea base de 0.48, implica una reducción sustancial de la variabilidad y, por tanto, una menor dependencia de la inspección y el reproceso.

El análisis de sensibilidad permitió identificar que la temperatura de la Zona 3 del inyector de suela es la variable de mayor impacto sobre la función objetivo (elasticidad 0.80), mientras que la presión del inyector de caña presentó una sensibilidad prácticamente nula. Estos hallazgos orientan la priorización de los esfuerzos de control hacia las variables críticas, optimizando el uso de recursos de supervisión y monitoreo.

La diferenciación de parámetros óptimos entre inyectores —presión 0 Bar en el inyector de caña y 10 Bar en el de suela— representa un aporte relevante del modelo, al evidenciar que la práctica actual de operar ambos inyectores con configuraciones similares introduce variabilidad innecesaria. Este resultado trasciende la mera propuesta de setpoints y evidencia la importancia de una gestión basada en datos frente a la dependencia de ajustes empíricos realizados por los operadores.

La investigación aporta evidencia aplicada sobre la optimización del moldeo por inyección de PVC flexible para calzado en un contexto industrial ecuatoriano, contribuyendo a un campo con limitada evidencia empírica en la literatura indexada reciente. El modelo MILP desarrollado, aunque de carácter proyectivo y pendiente de validación experimental, proporciona un marco técnico riguroso para la estandarización del proceso y establece las bases para la transición hacia un sistema de control fundamentado en datos.

5.2. Recomendaciones

Para Plasticaucho Industrial S.A.:

1. Implementar una prueba piloto controlada en la máquina OF05 durante un turno completo de producción, aplicando los setpoints propuestos y midiendo sistemáticamente el tiempo de ciclo y la tasa de defectos resultantes. Esta validación empírica permitirá afinar los coeficientes del modelo y cuantificar la mejora real.
2. Estandarizar los procedimientos de ajuste de parámetros en las tres máquinas, eliminando progresivamente la práctica de ajustes manuales reactivos. Se recomienda implementar un sistema de registro de cualquier modificación de parámetros, incluyendo operador responsable, hora del cambio, valor anterior, valor nuevo y justificación.
3. Priorizar el control de los parámetros del Inyector 2 (suela), dado que la calibración demostró su mayor impacto sobre la producción efectiva. Específicamente, monitorear T1_Iny2, T3_Iny2, P_Iny2 y V_Iny2 con cartas de control I-MR.
4. Implementar cartas de control estadístico en tiempo real para las variables críticas identificadas (temperatura Zonas 2 y 3, presión de carga), integradas al sistema SCADA/PLC de las máquinas.
5. Se recomienda evaluar la adopción progresiva de tecnologías de monitoreo de presión en cavidad como complemento a los sistemas actuales de control del proceso de inyección. Esta herramienta permitiría medir directamente las condiciones reales de conformación de la pieza dentro del molde, facilitando una gestión basada en datos, la reducción de la variabilidad del proceso y la mejora continua de la calidad del producto. Su implementación representaría una oportunidad para fortalecer la estandarización, la repetibilidad y la competitividad operativa de la empresa.

Para futuras investigaciones académicas:

6. Ejecutar un Diseño de Experimentos (DOE) físico utilizando la metodología Taguchi (arreglo ortogonal L9 o L18) para validar experimentalmente las proyecciones del modelo MILP y construir ecuaciones de regresión específicas para el PVC flexible de Plasticaucho.
7. Desarrollar la implementación computacional completa del modelo MILP en Python con PuLP o GAMS, incluyendo la función objetivo multiobjetivo y las diez restricciones operativas, para obtener soluciones numéricas precisas.
8. Explorar la integración de técnicas de Machine Learning para predicción de calidad, siguiendo la línea metodológica de Lughofer & Pichler (2024), utilizando los datos históricos ya disponibles como conjunto de entrenamiento.
9. Cuantificar el impacto económico de la optimización propuesta mediante el cálculo del indicador OEE (Overall Equipment Effectiveness), traduciendo las mejoras en Ppk a ahorros monetarios.
10. Investigar la viabilidad de implementar un gemelo digital del proceso de inyección, en línea con los avances reportados por Qu et al. (2026).

Para el sector del calzado de PVC en Ecuador:

11. Replicar la metodología de diagnóstico CEP y modelado MILP en otras plantas de inyección del sector, adaptando los límites de especificación a las características particulares de cada formulación de PVC y maquinaria.
12. Fomentar la transición desde modelos de control basados en la pericia individual del operador hacia sistemas de gestión estandarizados y basados

en datos, como estrategia para mejorar la competitividad del sector frente a productos importados.

5.3. Bibliografía

- Acosta-Velarde, J., Guamán-Lozano, Á., & García-Flores, A. (2021). Control de factores para la operación óptima del proceso de inyección de plástico mediante diseño factorial. *Revista UTCiencia*, 8(1), 12–25.
- Aguirre Flores, R. (2025). Optimización del Proceso de Moldeo por Inyección a través de la Fabricación Aditiva Metálica de Canales de Enfriamiento Conformados (Conformal Cooling). *Ibero Ciencias - Revista Científica y Académica* - ISSN 3072-7197, 4(4), 1828–1845. <https://doi.org/10.63371/ic.v4.n4.a465>
- Annicchiarico, D., & Alcock, J. R. (2014). Review of Factors that Affect Shrinkage of Molded Part in Injection Molding. *Materials and Manufacturing Processes*, 29(6), 662–682. <https://doi.org/10.1080/10426914.2014.880467>
- Arballo, B. D., Kuchen, E., & Chuk, D. (2019). Optimización de la eficiencia energética aplicando confort térmico adaptativo en un edificio de oficinas público en San Juan-Argentina. *Revista Hábitat Sustentable*, 58–67. <https://doi.org/10.22320/07190700.2019.09.01.05>
- Arias, F. (2012). *El proyecto de investigación* (6a edición). Editorial EPISTEME.
- Aslam, R., Khan, A. A., Akhtar, H., Saleem, S., & Ali, M. S. (2025). Optimizing injection molding parameters to reduce weight and warpage in PET preforms using Taguchi method and Analysis of Variance (ANOVA). *Next Materials*, 8, 100623. <https://doi.org/10.1016/j.nxmte.2025.100623>

- Beaumont, J. P. . (2019). *Runner and gating design handbook : tools for successful injection molding*. Hanser Publications.
- Beltrán Rico, Maribel., & Marcilla Gomis, Antonio. (2012). *Tecnología de polímeros : procesado y propiedades*. Publicaciones de la Universidad de Alicante.
- Bibow, P., Dalibor, M., Hopmann, C., Mainz, B., Rumpe, B., Schmalzing, D., Schmitz, M., & Wortmann, A. (2020). *Model-Driven Development of a Digital Twin for Injection Molding* (pp. 85–100). https://doi.org/10.1007/978-3-030-49435-3_6
- Castañeda, H., Reyes, M., Graciela, M., Zitzumbo, R., Sánchez, J., & Alonso, S. (2010). Análisis del Módulo Elástico y Resistencia a la Ruptura en Mezclas de Nanocompuestos de ABS/TPU. *Conciencia Tecnológica*, 39, 5–11. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=94415753002>
- Catoen, Bruce., & Rees, Herbert. (2021). *Injection Mold Design Handbook*. Hanser.
- Chen, J., Cui, Y., Liu, Y., & Cui, J. (2023). Design and Parametric Optimization of the Injection Molding Process Using Statistical Analysis and Numerical Simulation. *Processes*, 11(2), 414. <https://doi.org/10.3390/pr11020414>
- Dabhi, D. (2024). Implementation of Bronze Bushings to Resolve Galling in High-Tonnage(1000T) Injection Molding Tools. *International Journal of Scientific Research in Engineering and Management (IJSREM)*, 08(12), 1–6. <https://doi.org/10.55041/IJSREM25051>
- Escobar, C. A., Morales-Menendez, R., & Macias, D. (2020). Process-monitoring-for-quality — A machine learning-based modeling for rare

event detection. *Array*, 7, 100034.
<https://doi.org/10.1016/j.array.2020.100034>

Farahani, S., Khade, V., Basu, S., & Pilla, S. (2022). A data-driven predictive maintenance framework for injection molding process. *Journal of Manufacturing Processes*, 80, 887–897.
<https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2022.06.013>

Farshi, B., Gheshmi, S., & Miandoabchi, E. (2011). Optimization of injection molding process parameters using sequential simplex algorithm. *Materials & Design*, 32(1), 414–423.
<https://doi.org/10.1016/j.matdes.2010.06.043>

Figal Costales, J., López Salinas, H., & Alves Junior, C. (2007). Modelación por el Método de los Elementos Finitos del proceso de infiltración de líquido en material poroso. In *Ingeniería Mecánica* (Vol. 1).

Grossman, R. F. . (2008). *Handbook of Vinyl Formulating*. John Wiley & Sons.

Haberchad, O., & Salih-Alj, Y. (2025). Quality Control and Process Optimization of Injection Molding Using a Data-Oriented Approach in an Industrial Setting. *Journal of Data Science and Intelligent Systems*, 4(2), 155–165. <https://doi.org/10.47852/bonviewJDSIS52024730>

Hernández Sampieri, Roberto., Fernández Collado, Carlos., & Baptista Lucio, Pilar. (2010). *Metodología de la investigación*. McGraw-Hill.

Huang, M.-S., & Chang, C. H. (2024). Hyperparameter optimization strategy of multilayer perceptron model for injection molding quality prediction. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 131(3–4), 1879–1895. <https://doi.org/10.1007/s00170-024-13228-0>

- Kim, J.-Y., Yu, J., Kim, H., & Ryu, S. (2026). DRL-based injection molding process parameter optimization for profit-aware adaptive process control. *Expert Systems with Applications*, 305, 130734. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.130734>
- Lughofer, E., & Pichler, K. (2024). Data-driven prediction of possible quality deterioration in injection molding processes. *Applied Soft Computing*, 150, 111029. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.111029>
- Macosko, C. W. . (1994). *Rheology: principles, measurements, and applications*. VCH.
- Medina Fernández de Soto, J. E. (2010). Modelo integral de productividad, aspectos importantes para su implementación. *Revista Escuela de Administración de Negocios*, (69), 110–119. <https://doi.org/10.21158/01208160.n69.2010.519>
- Menges, Georg., Michaeli, Walter., & Mohren, Paul. (2001). *How to make injection molds*. Hanser ; Hanser Gardner Publications.
- Middleman, Stanley. (1977). *Fundamentals of polymer processing*. McGraw-Hill.
- Mollaei Ardestani, A., Azamirad, G., Shokrollahi, Y., Calaon, M., Hattel, J. H., Kulahci, M., Soltani, R., & Tosello, G. (2023). Application of Machine Learning for Prediction and Process Optimization—Case Study of Blush Defect in Plastic Injection Molding. *Applied Sciences*, 13(4), 2617. <https://doi.org/10.3390/app13042617>
- Montgomery, D. C. . (2020). *Introduction to statistical quality control*. John Wiley & Sons, Inc.

- Morales Almendares, I., Rodríguez-Picón, L. A., Torres Arguelles, S. V., & Pérez Olguín, I. J. C. (2020). Optimización de un producto médico enfocado en el moldeo por inyección. *Mundo FESC*, 10(20), 14–23. <https://doi.org/10.61799/2216-0388.617>
- Muchiri, P., & Pintelon, L. (2008). Performance measurement using overall equipment effectiveness (OEE): literature review and practical application discussion. *International Journal of Production Research*, 46(13), 3517–3535. <https://doi.org/10.1080/00207540601142645>
- Nakajima, Seiichi. (1988). *Introduction to TPM: total productive maintenance*. Productivity Press.
- Ocaña Pañora, L. S., Chiza Llambo, J. C., Tibanquiza Chunchu, S. E., & Moreno Garzón, G. P. (2025). Propuesta de transformación hacia la Industria 4.0 del monitoreo, inspección y mantenimiento de tanques reservorios de crudo en Ecuador. *AlfaPublicaciones*, 7(1.1), 49–73. <https://doi.org/10.33262/ap.v7i1.1.585>
- Osswald, T. A. ., Turng, L.-Sheng., & Gramann, P. J. . (2008). *Injection molding handbook*. Carl Hanser Publishers ; Hanser Gardner Publications.
- Osswald, T. A., & Hernández-Ortiz, J. P. (2006). *Polymer Processing*. Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG. <https://doi.org/10.1007/978-3-446-41286-6>
- Posada, J. C., & Montes-Florez, E. (2021). Revisión: materiales poliméricos biodegradables y su aplicación en diferentes sectores industriales. *Informador Técnico*, 86(1). <https://doi.org/10.23850/22565035.3417>
- Qu, H., Fang, L., & Tan, J. (2026). An embodied intelligence-based online optimization methodology for injection molding process using multi-

cavity hot-runner. *Journal of Industrial Information Integration*, 49, 101009. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2025.101009>

Reyes, J., Mula, J., & Diaz-Madroñero, M. (2024). Quantitative insights into the integrated push and pull production problem for lean supply chain planning 4.0. *International Journal of Production Research*, 62(17), 6251–6275. <https://doi.org/10.1080/00207543.2024.2312205>

Reynoso Jardón, E. L., Nandayapa Alfaro, M. de J., Estrada Barbosa, Q., Tenango Pirin, O., Mariaca Beltrán, Y. de J., Fraire Bernal, J., & González Miranda, C. S. (2023). Método Taguchi para la optimización de parámetros en la simulación numérica del proceso de inyección de plástico. *REVISTA DE CIENCIAS TECNOLÓGICAS*, 6(4), e269. <https://doi.org/10.37636/recit.v6n4e269>

Rosato, D. V. ., & Rosato, M. G. . (2012). *Injection Molding Handbook*. Springer.

Sabino, C. A. . (1996). *El proceso de investigación*. Lumen-Humanitas.

Sablon Cossio, N., Acevedo Suarez, J. A., Rosell Martinez, J., Medina León, A., Urquiaga Rodríguez, A. J., Pérez Quintana, M., & Bautista Santos, H. (2016). Modelo de Planificación Colaborativa Estratégico de Cadenas de Suministro. *DYNA Management*, 4(1), 1–12. <https://doi.org/10.6036/MN7839>

Strong, A. Brent. (2006). *Plastics : materials and processing*. Pearson Prentice Hall.

Taha, H. A. . (2017). *Operations research an introduction*. Pearson.

Tayalati, F., Boukrouh, I., Bouhsaien, L., Azmani, A., & Azmani, M. (2024). Hybrid Approach Integrating Deep Learning-Autoencoder With

Statistical Process Control Chart for Anomaly Detection: Case Study in Injection Molding Process. *IEEE Access*, 12, 95576–95598. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3425582>

The Uyen, T. M., Truong Giang, N., Do, T. T., Anh Son, T., & Son Minh, P. (2020). External Gas-Assisted Mold Temperature Control Improves Weld Line Quality in the Injection Molding Process. *Materials*, 13(12), 2855. <https://doi.org/10.3390/ma13122855>

Titow, W. V. . (1984). *PVC technology*. Elsevier Applied Science.

Wilkes, C. E. ., Summers, J. W. ., Daniels, C. A. ., & Berard, M. T. . (2005). *PVC handbook*. Hanser.

Winston, W. L. . (1994). *Investigación de operaciones*. Grupo Editorial Iberoamérica.

Wypych, George. (2017). *Handbook of plasticizers*. ChemTec Publishing.

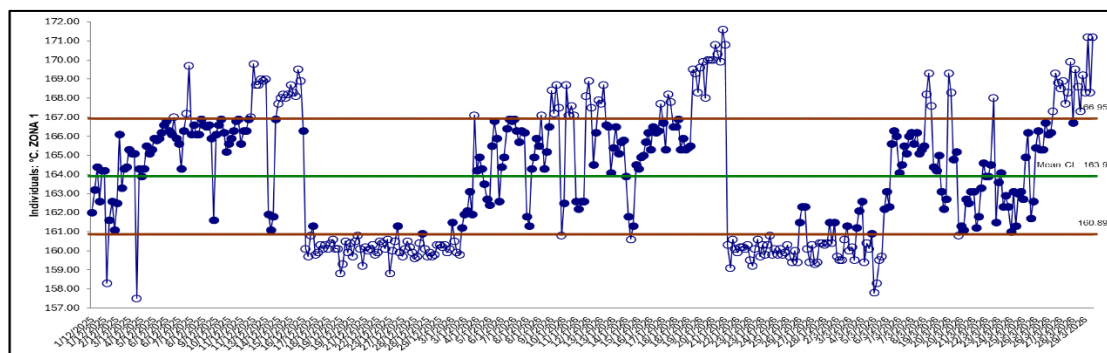
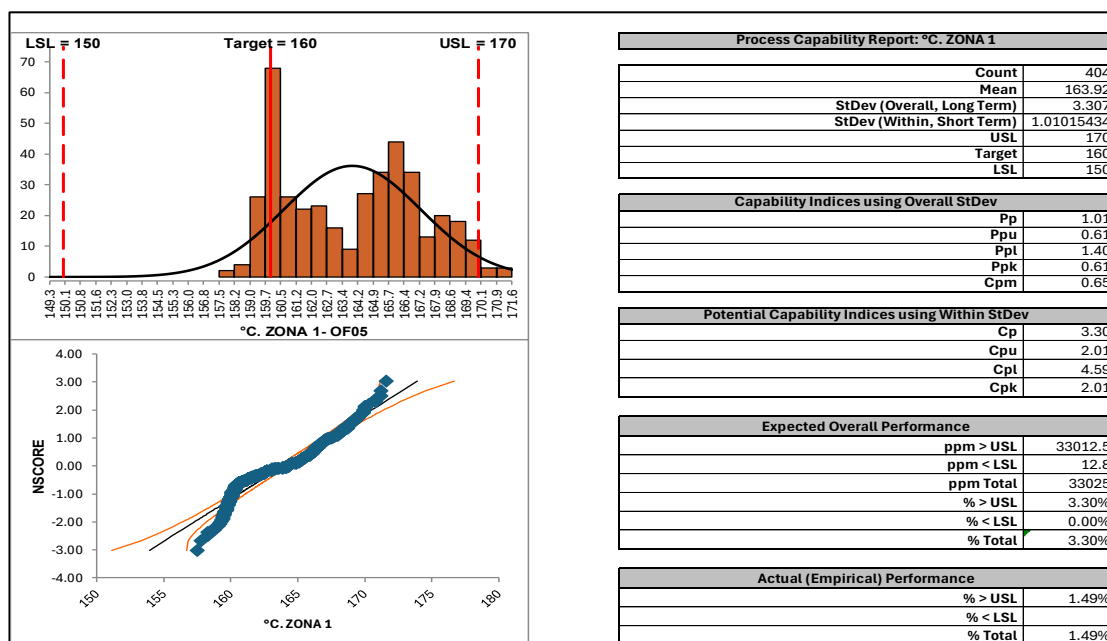
Yaguas, O. J. (2017). Metodología de superficie de respuesta para la Optimización de una producción agrícola. *Revista Ingenieria Industrial*, 16(2), 205–222. <https://doi.org/10.22320/S07179103/2017.13>

Yoon, J.-K., & Lee, S. (2026). Comparative Analysis of Dimensional Reliability Between Amorphous and Crystalline Resins for Improving Injection-Molding Process Capability. *Journal of the Korean Society of Manufacturing Technology Engineers*, 35(1), 38–43. <https://doi.org/10.7735/ksmte.2026.35.1.38>

5.4. Anexos

MAQUINA OF05 - INYECTOR 1

Capacidad de Proceso: °C. ZONA 1



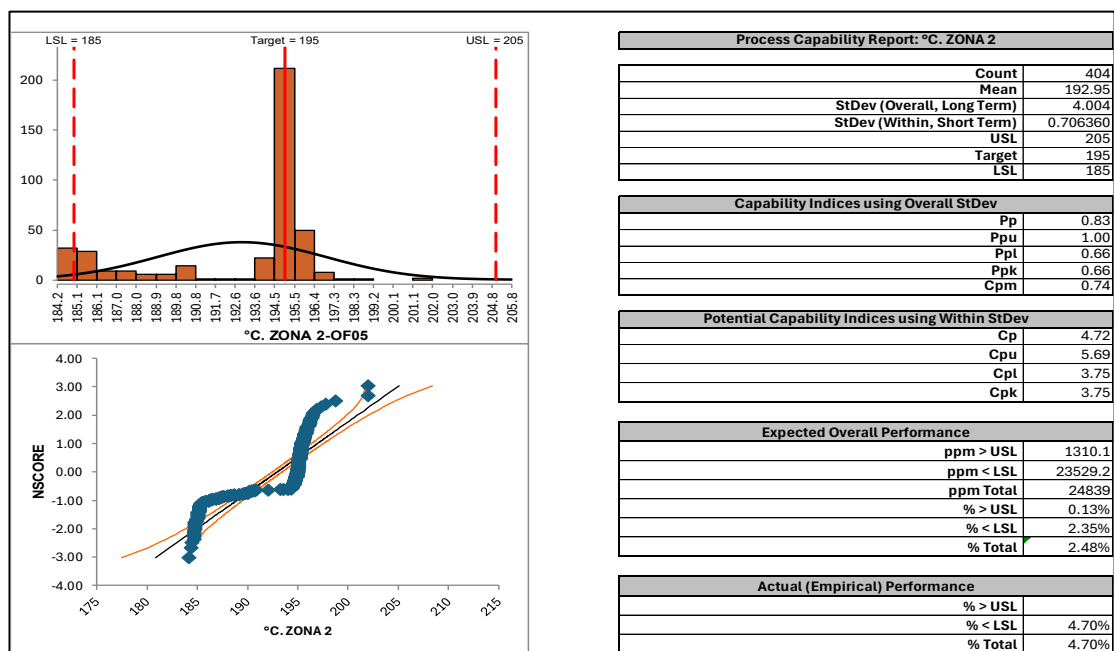
Capacidad de Proceso: °C. ZONA 1

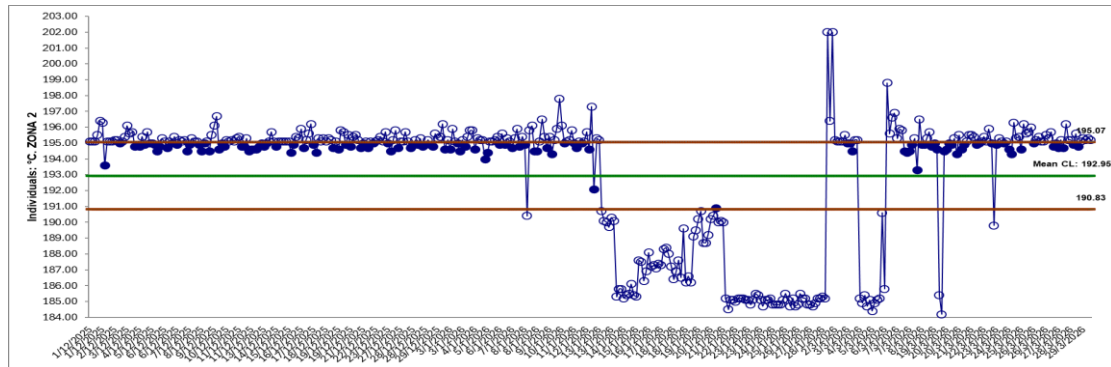
El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 1, basado en $n = 404$ datos con una media de 163.92°C , evidencia un proceso con descentrado significativo de $+3.92^{\circ}\text{C}$ por encima del target de 160°C , operando con mayor tendencia hacia el límite superior de especificación ($\text{USL} = 170^{\circ}\text{C}$). Los índices de capacidad potencial son muy buenos ($C_p = 3.30$; $C_{pk} = 2.01$), con potencial Seis

Sigma especialmente hacia el límite inferior; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 3.307$) supera casi 3.3 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 1.010$), evidenciando la presencia de causas especiales de variación que afectan la estabilidad del proceso en el tiempo, aunque con una brecha relativa menor que la mayoría de los procesos analizados.

Los índices de capacidad real presentan un comportamiento asimétrico ($Pp = 1.01$; $Ppk = 0.61$), donde el $Ppl = 1.40$ indica capacidad aceptable hacia el LSL, pero el $Ppu = 0.61$ refleja capacidad insuficiente hacia el USL producto del descentrado, con un $Cpm = 0.65$ que confirma la desviación respecto al target de 160°C . El desempeño empírico registra un 1.49% de datos por encima del USL (170°C), con prácticamente cero defectos hacia el LSL, equivalente a 33,025 ppm proyectadas concentradas casi en su totalidad hacia el límite superior. La marcada asimetría entre $Cpu = 2.01$ y $Cpl = 4.59$ confirma que el proceso tiene amplio margen hacia el límite inferior pero opera con riesgo real hacia el límite superior, consistente con el comportamiento observado en el histograma.

Capacidad de Proceso: °C. ZONA 2

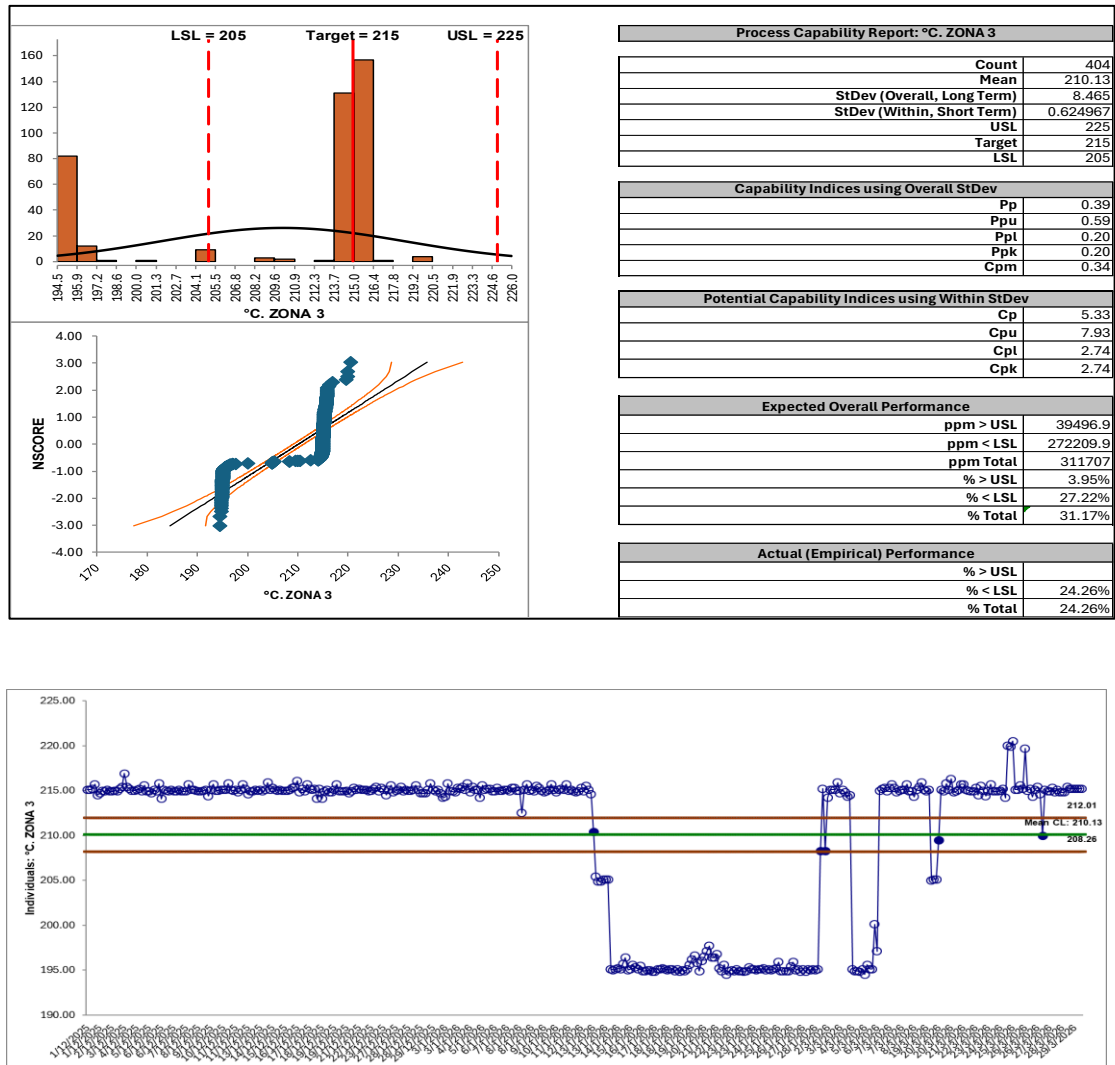




El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 2, basado en $n = 404$ datos con una media de 192.95°C , evidencia un proceso con descentrado de -2.05°C por debajo del target de 195°C , operando con mayor tendencia hacia el límite inferior de especificación ($\text{LSL} = 185^{\circ}\text{C}$). Los índices de capacidad potencial son sobresalientes ($C_p = 4.72$; $C_{pk} = 3.75$), con potencial Seis Sigma especialmente hacia el límite superior; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 4.004$) supera casi 5.7 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.706$), evidenciando una fluctuación temporal considerable con presencia de causas especiales de variación que deterioran significativamente el desempeño real del proceso.

Los índices de capacidad real presentan un comportamiento asimétrico ($P_p = 0.83$; $P_{pk} = 0.66$), donde el $P_{pu} = 1.00$ indica capacidad apenas aceptable hacia el USL, pero el $P_{pl} = 0.66$ refleja capacidad insuficiente hacia el LSL producto del descentrado, con un $C_{pm} = 0.74$ que confirma la desviación respecto al target de 195°C . El desempeño empírico registra un 4.70% de datos por debajo del LSL (185°C), superando incluso al proyectado por el modelo estadístico (2.35%), con prácticamente cero defectos hacia el USL, equivalente a 24,839 ppm proyectadas concentradas casi en su totalidad hacia el límite inferior. La marcada asimetría entre $C_{pu} = 5.69$ y $C_{pl} = 3.75$ confirma que el proceso tiene mayor margen hacia el límite superior, pero opera con riesgo real hacia el límite inferior, consistente con el comportamiento multimodal observable en el histograma que indica que los datos no siguen una distribución normal.

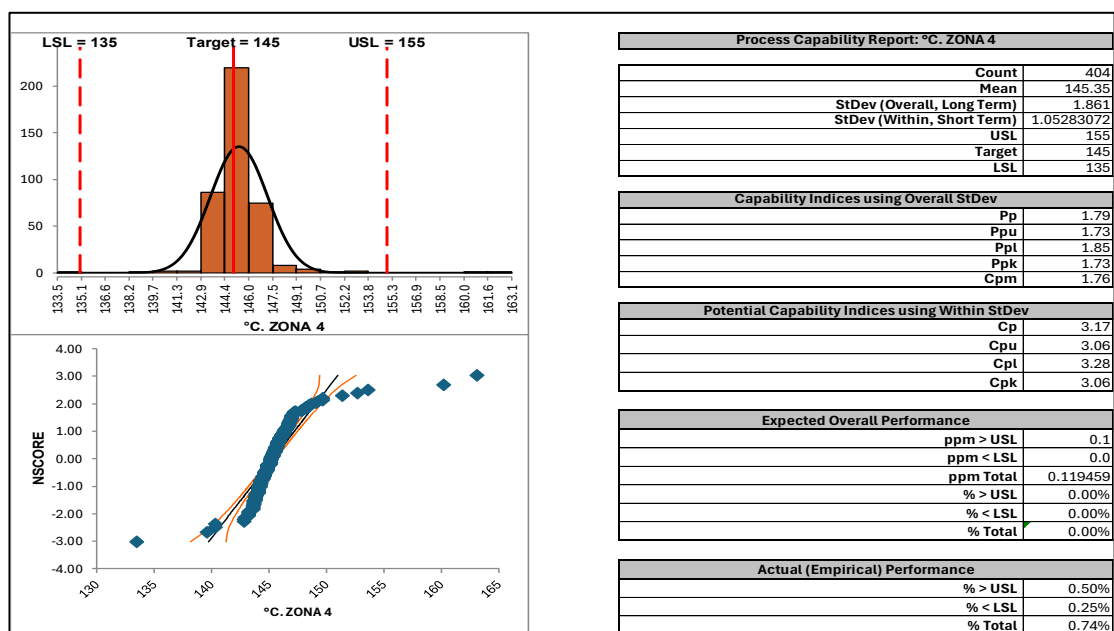
Capacidad de Proceso: $^{\circ}\text{C}$. ZONA 3

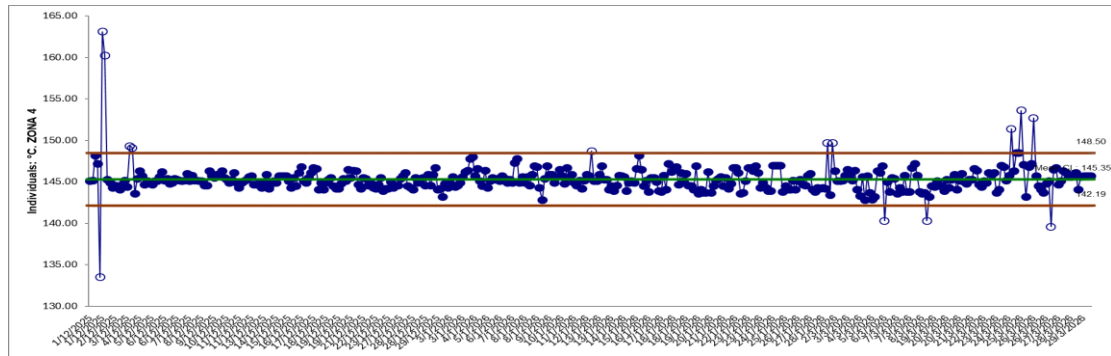


El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 3, basado en $n = 404$ datos con una media de 210.13°C , evidencia variabilidad de -4.87°C por debajo del target de 215°C , operando cerca del límite inferior de especificación ($\text{LSL} = 205^{\circ}\text{C}$). Los índices de capacidad potencial son sobresalientes ($C_p = 5.33$; $C_{pk} = 2.74$), con potencial Seis Sigma especialmente hacia el límite superior; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 8.465$) supera casi 13.5 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.625$), una de las mayores brechas relativas de todos los procesos analizados, evidenciando una fluctuación temporal extrema con presencia masiva de causas especiales de variación que limitan el desempeño real del proceso.

Los índices de capacidad real ($Pp = 0.39$; $Ppk = 0.20$), con un $Cpm = 0.34$ se encuentran por debajo del umbral mínimo aceptable, que confirma el descentrado del proceso respecto al target de 215°C . El modelo estadístico proyecta 311,707 ppm fuera de especificación (31.17%), concentradas mayoritariamente por debajo del LSL con un 27.22%; el desempeño empírico confirma esta tendencia con un 24.26% de datos por debajo del LSL (205°C), lo que significa que aproximadamente 1 de cada 4 observaciones no alcanza el límite inferior de temperatura requerido. La marcada asimetría entre $Ppu = 0.59$ y $Ppl = 0.20$ confirma que el proceso tiene mayor margen hacia el límite superior pero opera con riesgo crítico hacia el límite inferior, consistente con el histograma que evidencia que los datos no siguen una distribución normal

Capacidad de Proceso: $^{\circ}\text{C}$. ZONA 4

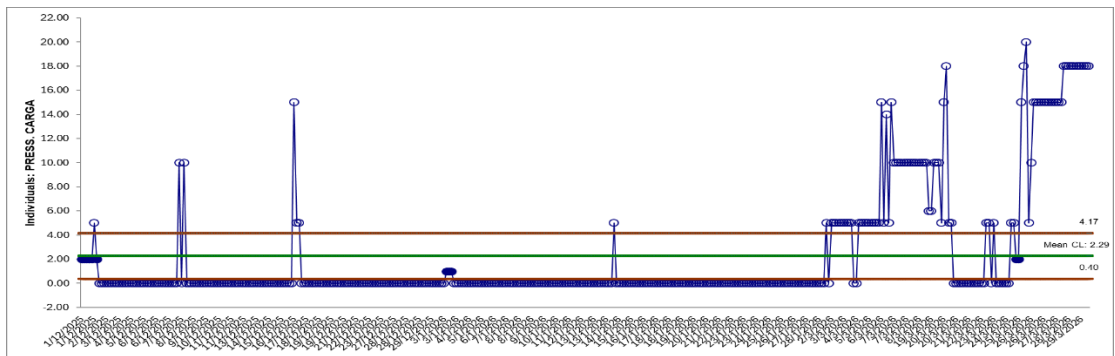
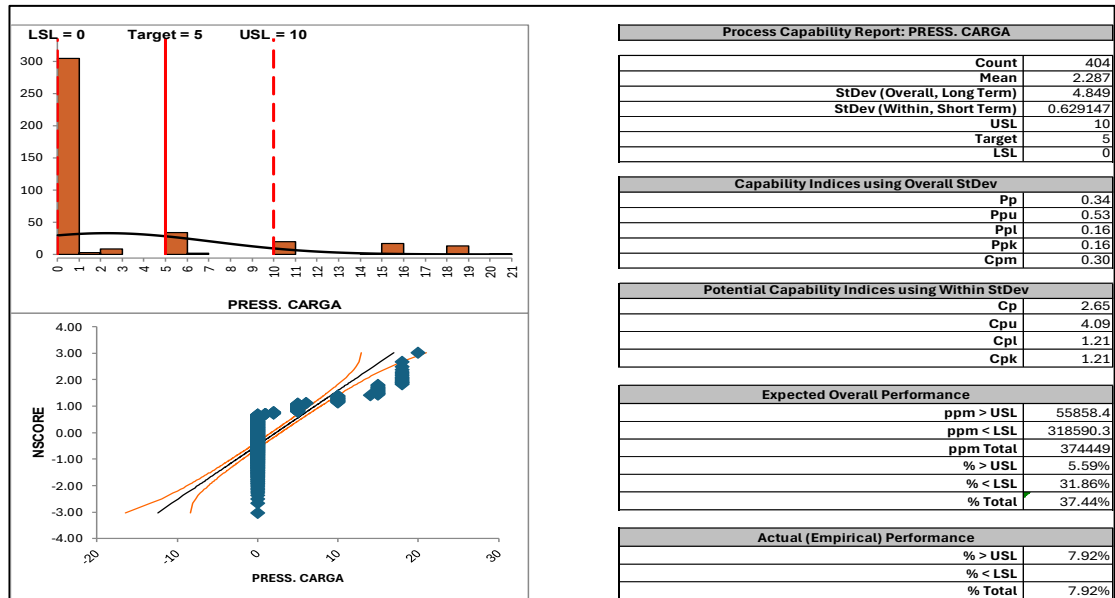




El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 4, basado en $n = 404$ datos con una media de 145.35°C , representa el proceso de mejor desempeño de todos los analizados, con una desviación mínima de $+0.35^{\circ}\text{C}$ respecto al target de 145°C , lo que indica un proceso prácticamente centrado. Los índices de capacidad potencial son muy buenos ($C_p = 3.17$; $C_{pk} = 3.06$), con potencial Seis Sigma hacia ambos límites de manera equilibrada; además, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 1.861$) supera apenas 1.77 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 1.053$), la brecha relativa más reducida de todos los procesos analizados, evidenciando una estabilidad temporal sobresaliente en comparación con el resto de las zonas.

Los índices de capacidad real son excelentes y muy por encima del umbral mínimo ($P_p = 1.79$; $P_{pk} = 1.73$), con un $C_{pm} = 1.76$ que confirma que el proceso opera centrado y dentro de especificaciones de manera consistente, superando ampliamente el estándar mínimo de 1.33 recomendado para procesos de clase mundial. El modelo estadístico proyecta apenas 0.119 ppm fuera de especificación (0.00%), prácticamente cero defectos; sin embargo, el desempeño empírico registra un 0.74% de datos fuera de especificaciones — 0.50% por encima del USL y 0.25% por debajo del LSL —, una discrepancia leve que indica la presencia de valores atípicos puntuales no capturados por el modelo norma

Capacidad de Proceso: PRESS. CARGA

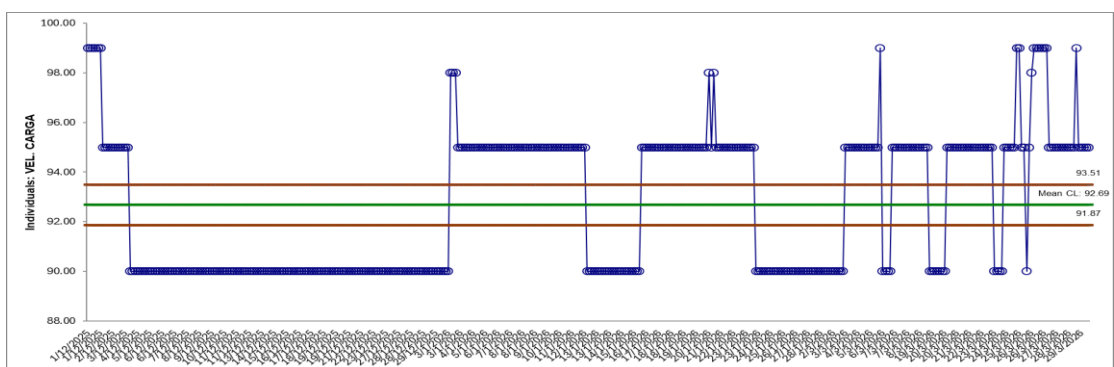
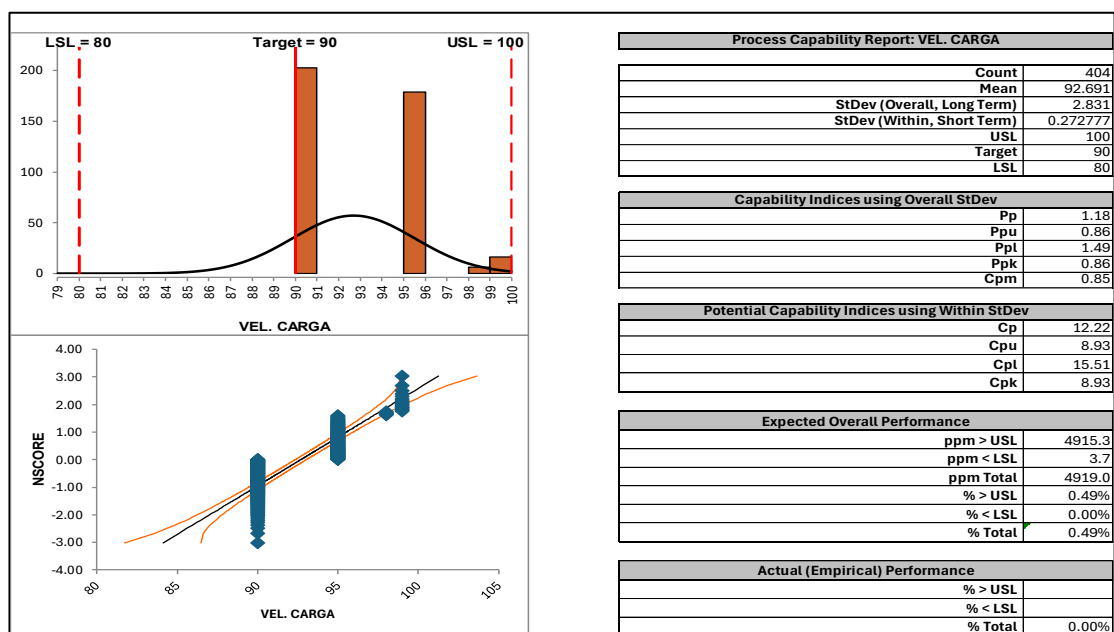


El análisis de capacidad del proceso de Presión de Carga, basado en $n = 404$ datos con una media de 2.287, evidencia un proceso con descentrado severo de -2.713 unidades por debajo del target de 5, operando sistemáticamente en la mitad inferior del rango de especificaciones ($LSL = 0$; $USL = 10$). Los índices de capacidad potencial presentan una asimetría marcada ($C_p = 2.65$; $C_{pk} = 1.21$), donde el C_{pk} cae significativamente respecto al C_p debido al descentrado; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 4.849$) supera casi 7.7 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.629$), evidenciando una fluctuación temporal severa con presencia de causas especiales de variación que afectan el desempeño real del proceso.

Los índices de capacidad real ($P_p = 0.34$; $P_{pk} = 0.16$), con un $C_{pm} = 0.30$, se encuentran por debajo del umbral mínimo aceptable, que confirma el descentrado

del proceso respecto al target de 5. El modelo estadístico proyecta 374,449 ppm fuera de especificación (37.44%), concentradas mayoritariamente por debajo del LSL con un 31.86%; sin embargo, el desempeño empírico registra un 7.92% de datos fuera de especificaciones, todos por encima del USL (10), lo que representa la mayor paradoja del análisis: el modelo predice defectos masivos hacia el LSL, mientras que la realidad empírica muestra defectos únicamente hacia el USL.

Capacidad de Proceso: VEL. CARGA



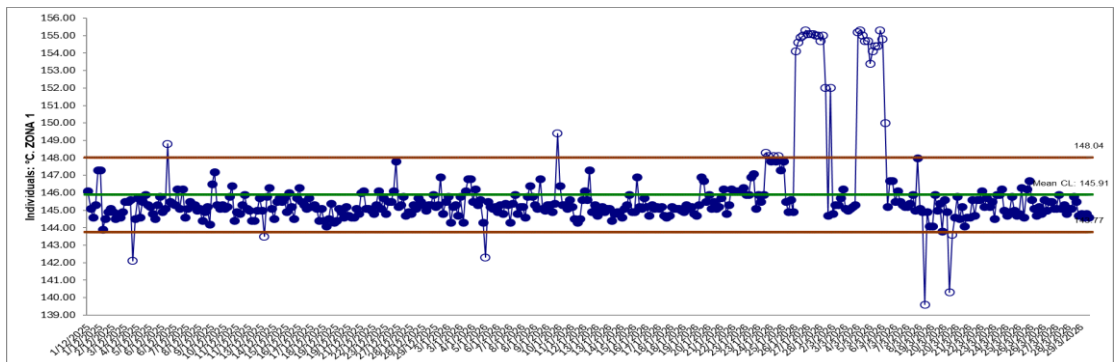
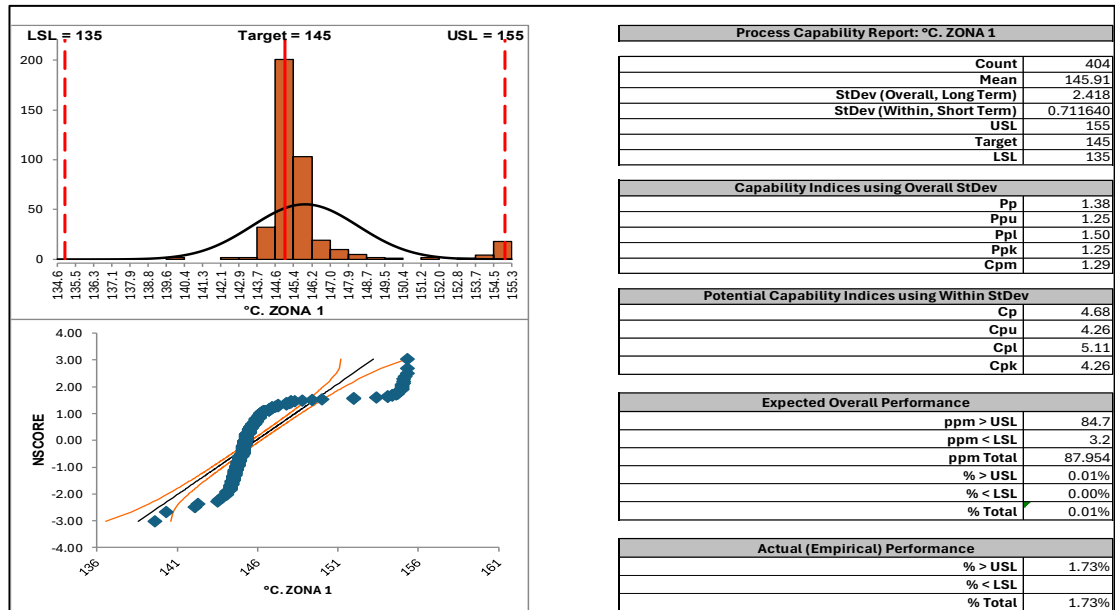
El análisis de capacidad del proceso de Velocidad de Carga, basado en $n = 404$ datos con una media de 92.691, evidencia un proceso con desplazamiento de +2.691 unidades por encima del target de 90, operando con mayor tendencia

hacia el límite superior de especificación ($USL = 100$). Los índices de capacidad potencial son extraordinarios ($C_p = 12.22$; $C_{pk} = 8.93$), los más elevados de todos los procesos analizados en esta máquina, reflejando un potencial técnico excepcional; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{overall} = 2.831$) supera casi 10.4 veces a la de corto plazo ($\sigma_{within} = 0.273$), evidenciando una fluctuación temporal severa con presencia de causas especiales de variación que afectan el desempeño real del proceso.

Los índices de capacidad real presentan un comportamiento asimétrico ($P_p = 1.18$; $P_{pk} = 0.86$), donde el $P_{pl} = 1.49$ indica capacidad aceptable hacia el LSL, pero el $P_{pu} = 0.86$ refleja capacidad insuficiente hacia el USL producto del desplazamiento positivo, con un $C_{pm} = 0.85$ que confirma la desviación del proceso respecto al target de 90. El modelo estadístico proyecta 4,919 ppm fuera de especificación (0.49%), concentradas casi en su totalidad por encima del USL; sin embargo, el desempeño empírico registra un 0.00% de datos fuera de especificaciones, la misma paradoja observada en otros procesos de esta máquina, donde el modelo teórico sobreestima los defectos reales debido a que la distribución no sigue una distribución normal y la variación de largo plazo es impulsada por eventos atípicos esporádicos.

MAQUINA OF05 - INYECTOR 2

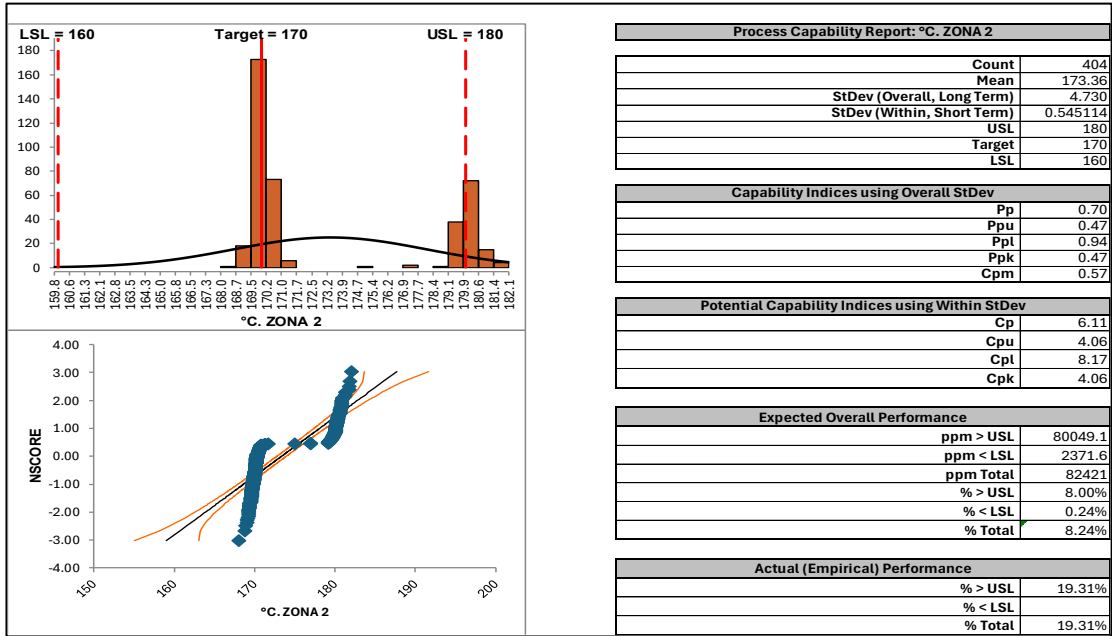
Capacidad de Proceso: °C. ZONA 1

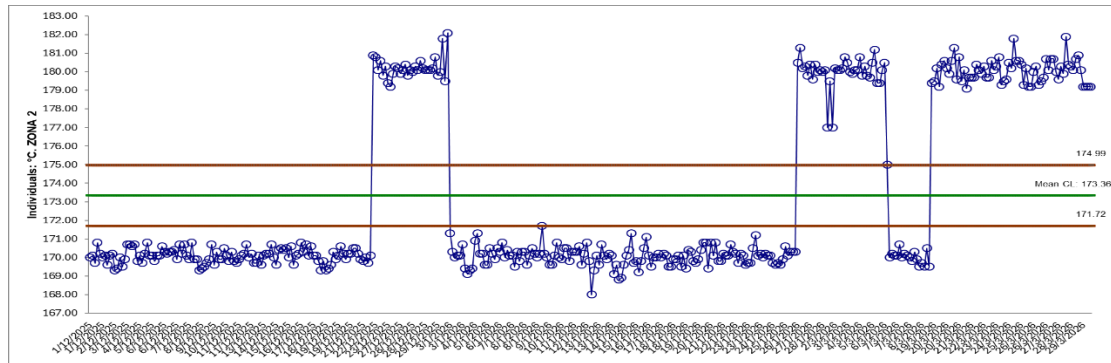


El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 1, basado en $n = 404$ datos con una media de 145.91°C , evidencia un proceso con desplazamiento leve de $+0.91^{\circ}\text{C}$ por encima del target de 145°C , siendo uno de los procesos mejor centrados del conjunto analizado. Los índices de capacidad potencial son sobresalientes ($C_p = 4.68$; $C_{pk} = 4.26$), con potencial Seis Sigma equilibrado hacia ambos límites; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 2.418$) supera casi 3.4 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.712$), evidenciando la presencia de causas especiales de variación que afectan la estabilidad del proceso en el tiempo, aunque con una brecha relativa menor que la mayoría de los procesos analizados.

Los índices de capacidad real son aceptables y por encima del umbral mínimo recomendado ($P_p = 1.38$; $P_{pk} = 1.25$), con un $C_{pm} = 1.29$ que confirma que el proceso opera cerca del target con variabilidad controlada, superando el estándar mínimo de 1.00 y aproximándose al estándar de clase mundial de 1.33. El modelo estadístico proyecta apenas 87.954 ppm fuera de especificación (0.01%), prácticamente cero defectos; sin embargo, el desempeño empírico registra un 1.73% de datos por encima del USL (155°C), con prácticamente cero defectos hacia el LSL, una discrepancia que confirma que la distribución real no sigue estrictamente una distribución normal y que existen eventos atípicos esporádicos hacia el límite superior que el modelo teórico no logra capturar adecuadamente. Por tanto, aunque la Zona 1 presenta uno de los mejores desempeños del conjunto analizado, se recomienda implementar cartas de control estadístico para monitorear y eliminar los eventos atípicos que generan el 1.73% de defectos empíricos observados hacia el USL, reducir levemente la media desde 145.91°C hacia el target exacto de 145°C

Capacidad de Proceso: °C. ZONA 2

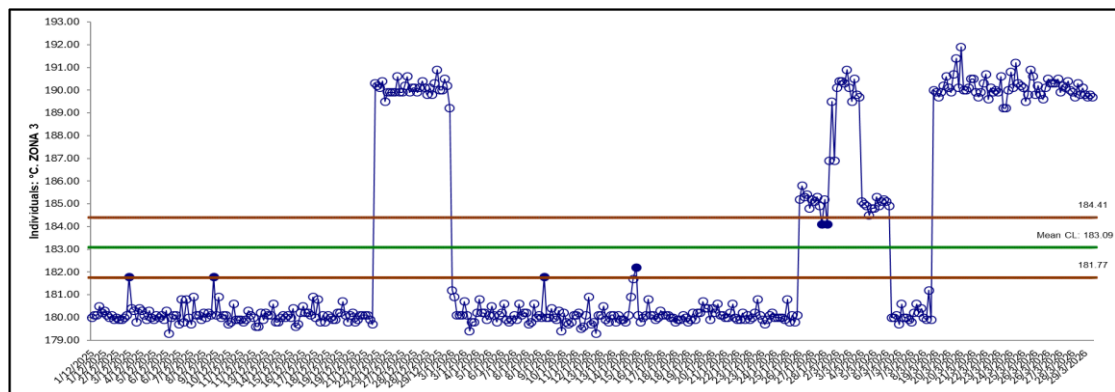
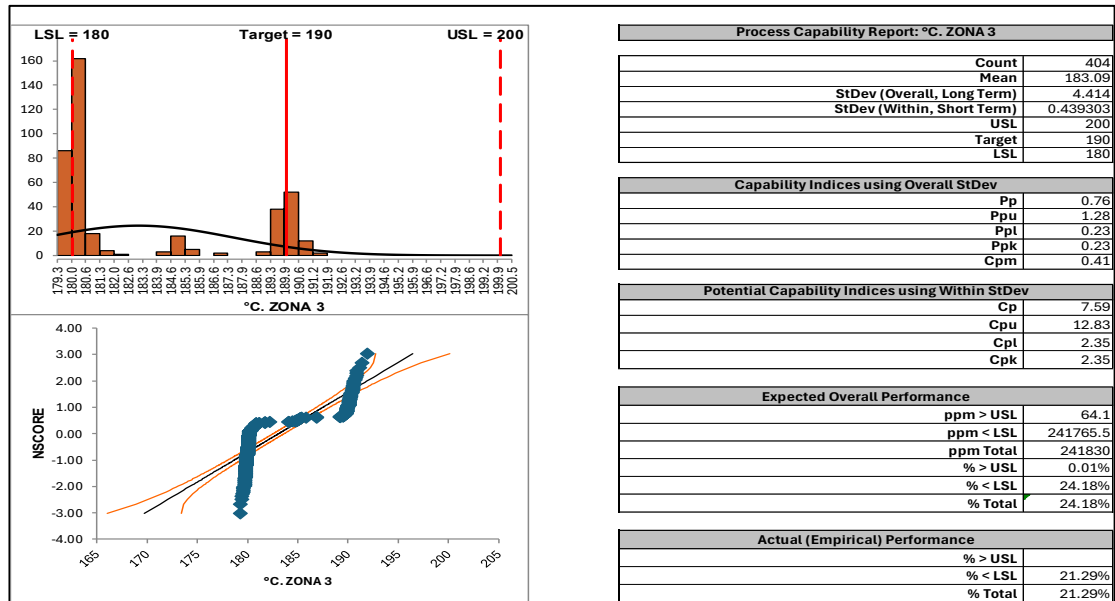




El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 2, basado en $n = 404$ datos con una media de 173.36°C , evidencia un proceso con desplazamiento severo de $+3.36^{\circ}\text{C}$ por encima del target de 170°C , operando con clara tendencia hacia el límite superior de especificación ($\text{USL} = 180^{\circ}\text{C}$). Los índices de capacidad potencial son extraordinarios ($C_p = 6.11$; $C_{pk} = 4.06$), con potencial Seis Sigma especialmente hacia el límite inferior; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 4.730$) supera casi 8.7 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.545$), evidenciando una fluctuación temporal severa con presencia de causas especiales de variación que afectan el desempeño real del proceso.

Los índices de capacidad real están por debajo del umbral mínimo ($P_p = 0.70$; $P_{pk} = 0.47$), con un $C_{pm} = 0.57$ que confirma el desplazamiento significativo del proceso respecto al target de 170°C . El modelo estadístico proyecta 82,421 ppm fuera de especificación (8.24%), concentradas mayoritariamente por encima del USL con un 8.00%; sin embargo, el desempeño empírico registra un 19.31% de datos por encima del USL (180°C), más del doble de lo proyectado por el modelo, lo que significa que aproximadamente 1 de cada 5 observaciones supera el límite superior de temperatura. Esta discrepancia extrema entre el modelo teórico (8.00%) y el desempeño empírico (19.31%) confirma que la distribución real no sigue una distribución normal y presenta colas superiores significativamente más pesadas de lo esperado, asociadas al comportamiento multimodal del proceso.

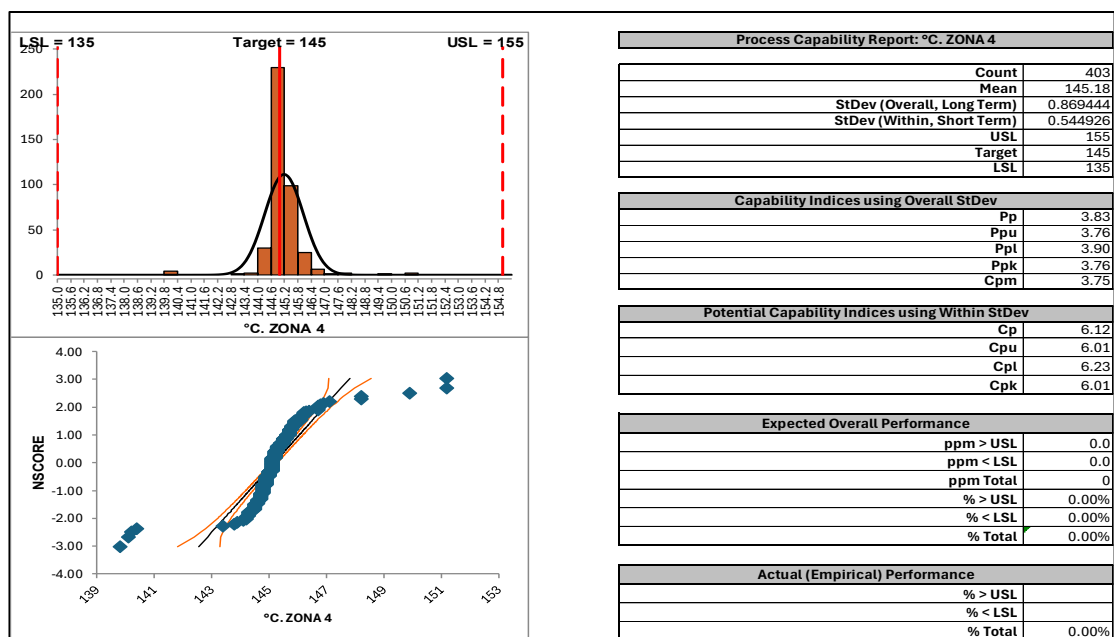
Capacidad de Proceso: $^{\circ}\text{C}$. ZONA 3

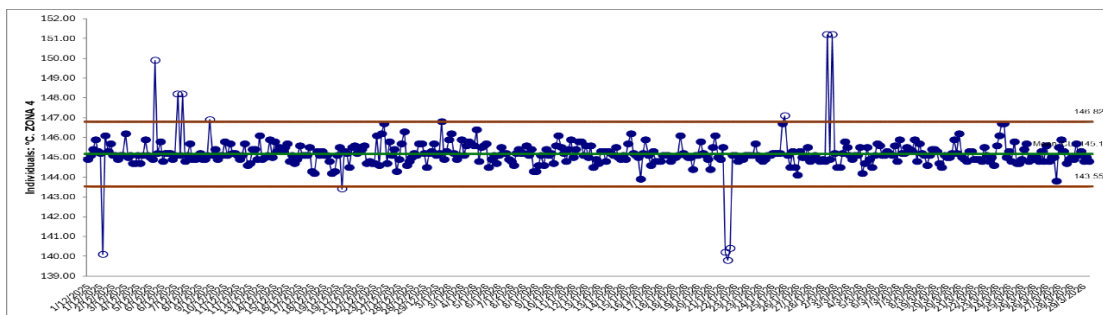


El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 3, basado en $n = 404$ datos con una media de 183.09°C , evidencia un proceso con desplazamiento crítico de -6.91°C por debajo del target de 190°C , operando cerca del límite inferior de especificación ($\text{LSL} = 180^{\circ}\text{C}$), con solo 3.09°C de margen antes de incumplir el límite. Los índices de capacidad potencial presentan una asimetría extrema ($C_p = 7.59$; $C_{pk} = 2.35$), donde el C_{pk} se deteriora hacia el LSL debido al desplazamiento; además, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 4.414$) supera casi 10 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.439$), evidenciando una fluctuación temporal severa con presencia masiva de causas especiales de variación que limitan el desempeño real del proceso.

Los índices de capacidad real ($Pp = 0.76$; $Ppk = 0.23$), con un $Cpm = 0.41$ se encuentran por debajo del umbral mínimo aceptable, que confirma el desplazamiento del proceso respecto al target de 190°C . El modelo estadístico proyecta 241,830 ppm fuera de especificación (24.18%), concentradas casi en su totalidad por debajo del LSL con un 24.18%; el desempeño empírico confirma esta tendencia con un 21.29% de datos por debajo del LSL (180°C), lo que significa que aproximadamente 1 de cada 5 observaciones no alcanza el límite mínimo de temperatura requerido. La marcada asimetría entre $Ppu = 1.28$ y $Ppl = 0.23$ confirma que el proceso tiene amplio margen hacia el USL pero opera con riesgo crítico hacia el LSL, consistente con el histograma que evidencia que los datos no siguen una distribución normal y sugiere múltiples subpoblaciones dentro del proceso.

Capacidad de Proceso: $^{\circ}\text{C}$. ZONA 4

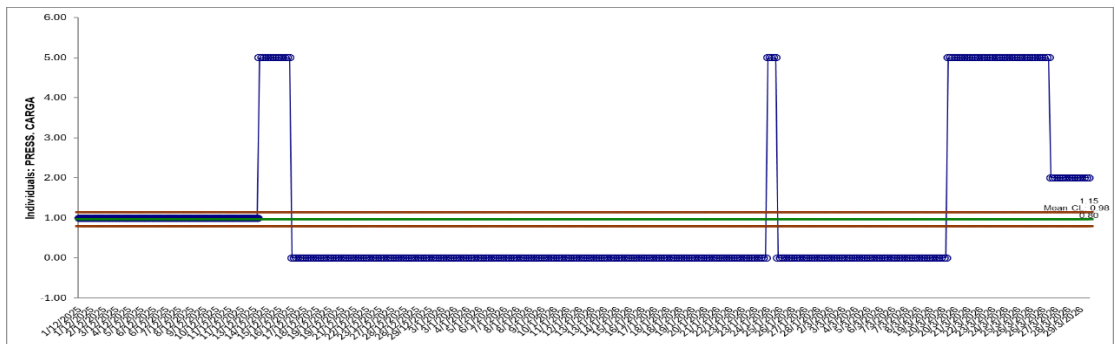
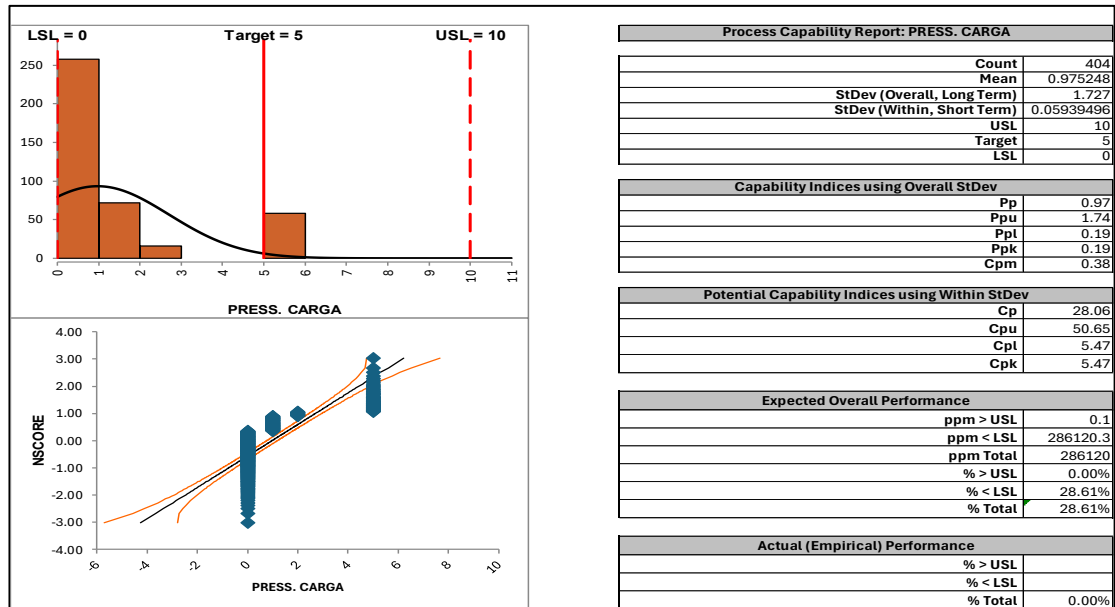




El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 4, basado en $n = 403$ datos con una media de 145.18°C , representa el proceso de desempeño más sobresaliente de todos los analizados, con una desviación mínima de apenas $+0.18^{\circ}\text{C}$ respecto al target de 145°C , lo que indica un proceso prácticamente centrado de forma ideal. Los índices de capacidad potencial son extraordinarios ($C_p = 6.12$; $C_{pk} = 6.01$), los más equilibrados y elevados del conjunto analizado, reflejando un potencial técnico de clase mundial; adicionalmente, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 0.869$) supera apenas 1.6 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.545$), la brecha relativa más pequeña de todos los procesos analizados, evidenciando una estabilidad temporal excepcional.

Los índices de capacidad real son excepcionales y muy por encima de cualquier estándar de referencia ($P_p = 3.83$; $P_{pk} = 3.76$), con un $C_{pm} = 3.75$ que confirma que el proceso opera centrado y dentro de especificaciones de manera altamente consistente, superando ampliamente el estándar Six Sigma de 1.67 y el estándar de clase mundial de 1.33. El modelo estadístico proyecta 0 ppm fuera de especificación (0.00%) y el desempeño empírico confirma exactamente este resultado con 0.00% de datos fuera de especificaciones, siendo el único proceso del conjunto analizado donde el modelo teórico y la realidad empírica coinciden perfectamente en cero defectos. La mínima diferencia entre $P_{pu} = 3.76$ y $P_{pl} = 3.90$ confirma que el proceso está simétricamente centrado entre ambos límites de especificación.

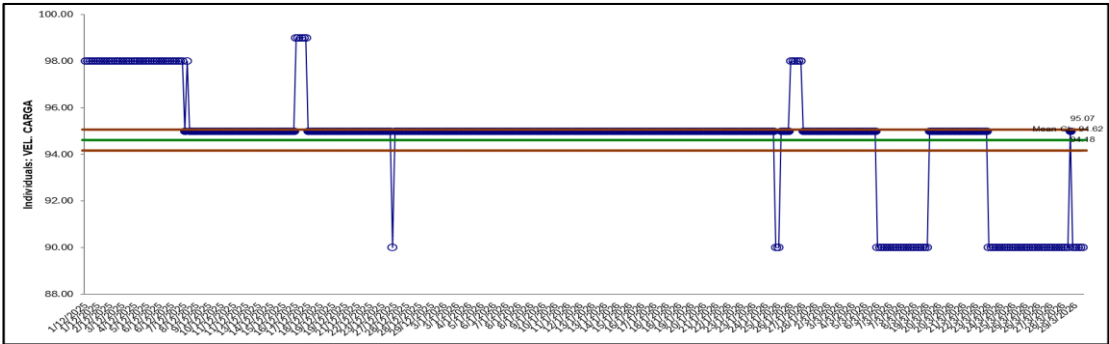
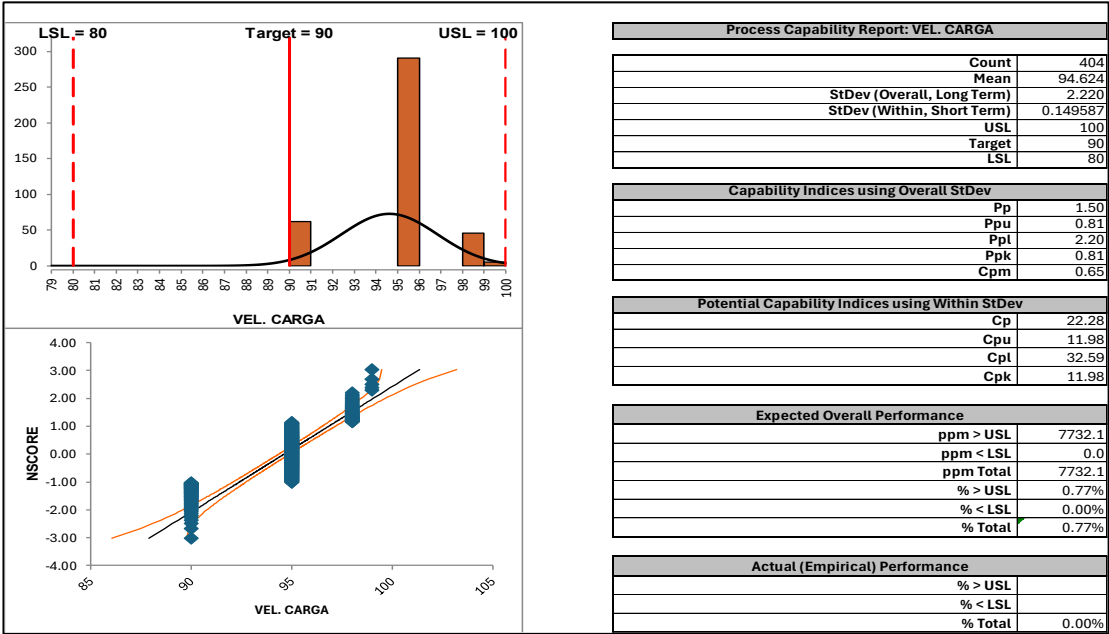
Capacidad de Proceso: PRESS. CARGA



El análisis de capacidad del proceso de Presión de Carga, basado en $n = 404$ datos con una media de 0.975, evidencia el caso más extremo de desplazamiento de todos los procesos analizados, con una desviación crítica de -4.025 unidades por debajo del target de 5, operando prácticamente sobre el límite inferior de especificación ($LSL = 0$) con un margen de apenas 0.975 unidades. Los índices de capacidad potencial presentan la mayor asimetría registrada en todo el análisis ($C_p = 28.06$; $C_{pk} = 5.47$), donde el C_p extraordinario colapsa hacia el LSL por el grave desplazamiento; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 1.727$) supera casi 29 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.059$), la segunda mayor brecha relativa de todo el conjunto analizado, evidenciando una fluctuación temporal extrema con presencia masiva de causas especiales de variación.

Los índices de capacidad real ($P_p = 0.97$; $P_{pk} = 0.19$), con un $C_{pm} = 0.38$, se encuentran por debajo del umbral mínimo aceptable, que confirma el desplazamiento del proceso respecto al target de 5. El modelo estadístico proyecta 286,120 ppm fuera de especificación (28.61%), concentradas en su totalidad por debajo del LSL con un 28.61%; sin embargo, al igual que en el análisis anterior de esta variable, el desempeño empírico registra un 0.00% de datos fuera de especificaciones, confirmando la paradoja más extrema del conjunto analizado donde el modelo teórico proyecta casi el 29% de defectos pero la realidad empírica no registra ninguno.

Capacidad de Proceso: VEL. CARGA

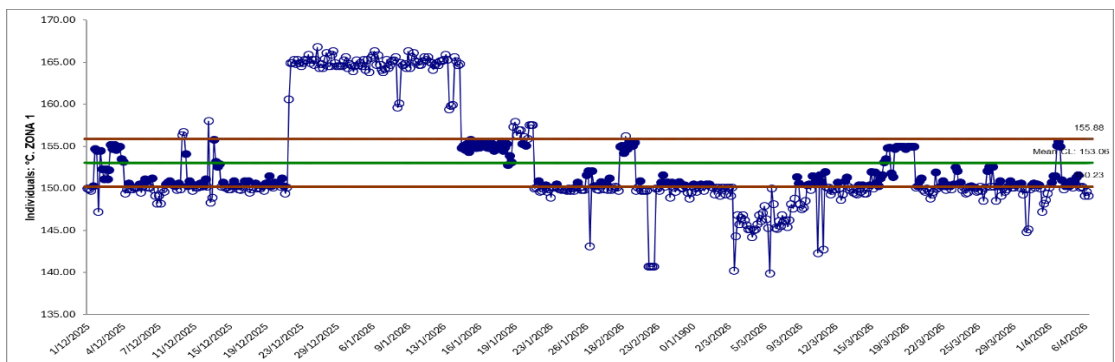
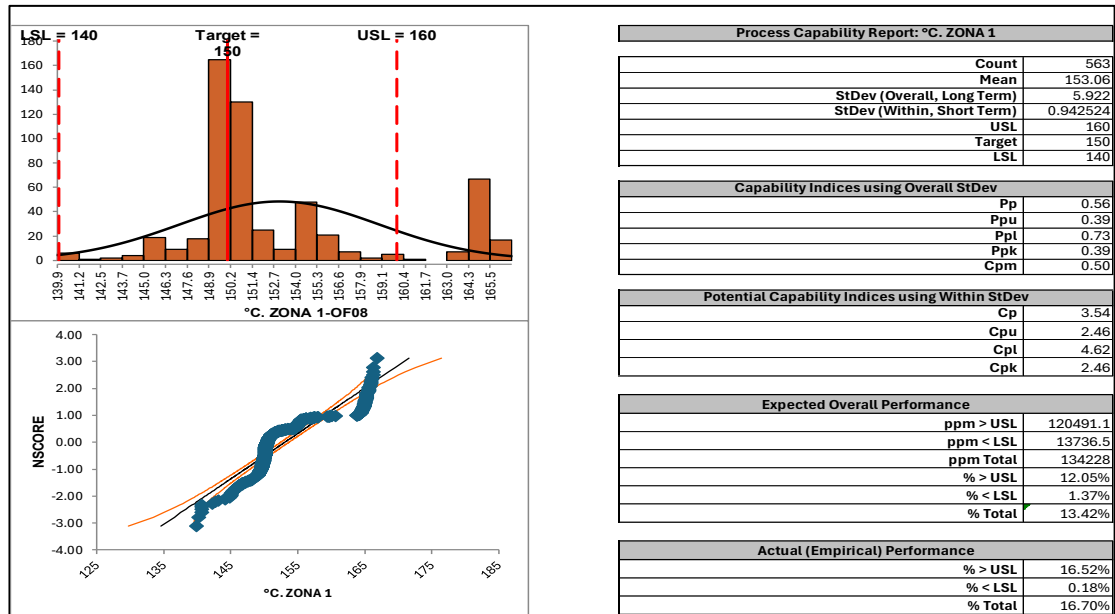


El análisis de capacidad del proceso de Velocidad de Carga, basado en $n = 404$ datos con una media de 94.624, evidencia un proceso con desplazamiento considerable de +4.624 unidades por encima del target de 90, operando con clara tendencia hacia el límite superior de especificación ($USL = 100$). Los índices de capacidad potencial son extraordinarios ($C_p = 22.28$; $C_{pk} = 11.98$), entre los más elevados de todo el conjunto analizado, con una asimetría marcada entre $C_{pu} = 11.98$ y $C_{pl} = 32.59$ que refleja el desplazamiento positivo del proceso; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{overall} = 2.220$) supera casi 14.8 veces a la de corto plazo ($\sigma_{within} = 0.150$), evidenciando una fluctuación temporal severa con presencia de causas especiales de variación que deterioran significativamente el desempeño real del proceso.

Los índices de capacidad real presentan un comportamiento asimétrico ($P_p = 1.50$; $P_{pk} = 0.81$), donde el $P_{pl} = 2.20$ indica capacidad excelente hacia el LSL, pero el $P_{pu} = 0.81$ refleja capacidad insuficiente hacia el USL producto del desplazamiento positivo, con un $C_{pm} = 0.65$ que confirma la desviación del proceso respecto al target de 90. El modelo estadístico proyecta 7,732 ppm fuera de especificación (0.77%), concentradas en su totalidad por encima del USL; sin embargo, el desempeño empírico registra un 0.00% de datos fuera de especificaciones

MAQUINA OF08 - INYECTOR 1

Capacidad de Proceso: °C. ZONA 1

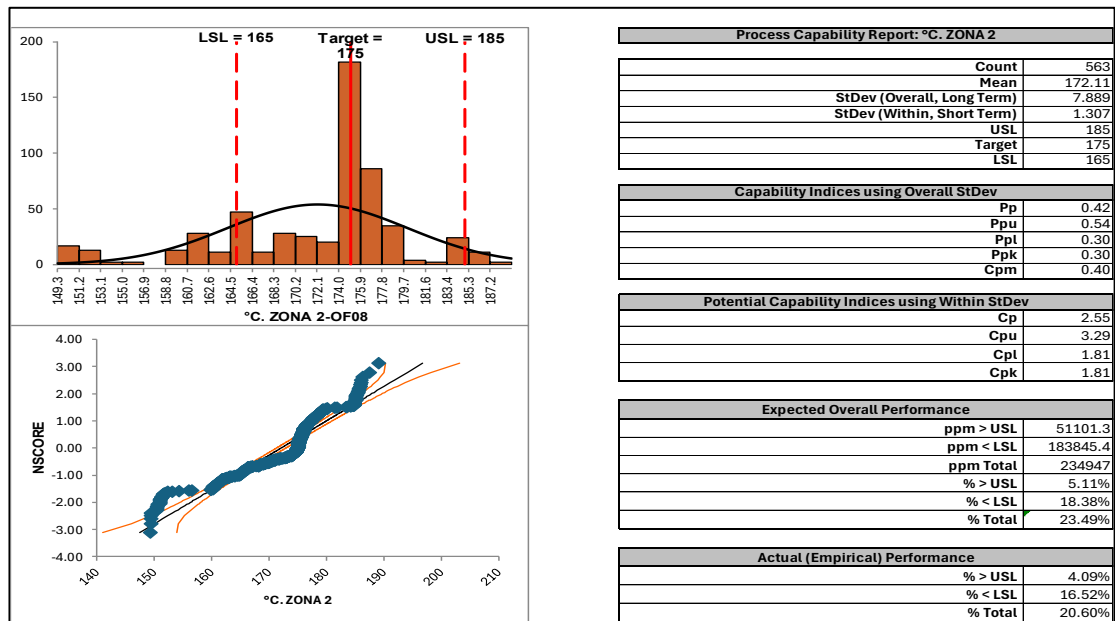


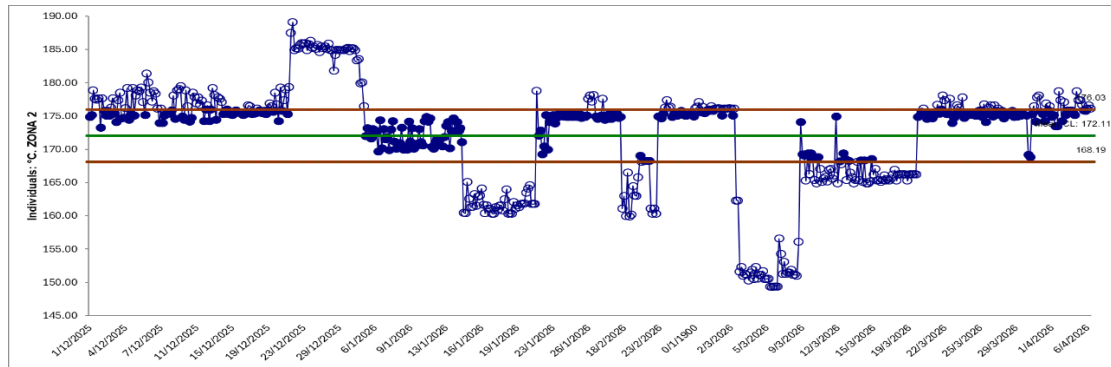
El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 1, basado en $n = 563$ datos con una media de 153.06°C , evidencia un proceso con desplazamiento considerable de $+3.06^{\circ}\text{C}$ por encima del target de 150°C , operando con mayor tendencia hacia el límite superior de especificación ($\text{USL} = 160^{\circ}\text{C}$). Los índices de capacidad potencial son buenos ($C_p = 3.54$; $C_{pk} = 2.46$), con potencial Seis Sigma especialmente hacia el límite inferior; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 5.922$) supera casi 6.3 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.943$), evidenciando una fluctuación temporal severa con presencia de causas especiales de variación que afectan el desempeño real del proceso.

Los índices de capacidad real están por debajo del umbral mínimo ($P_p = 0.56$; $P_{pk} = 0.39$), con un $C_{pm} = 0.50$ que confirma el desplazamiento significativo del

proceso respecto al target de 150°C. El modelo estadístico proyecta 134,228 ppm fuera de especificación (13.42%), concentradas mayoritariamente por encima del USL con un 12.05%; el desempeño empírico registra un 16.70% de datos fuera de especificaciones, concentrado principalmente por encima del USL (160°C) con un 16.52%, superando incluso al proyectado por el modelo, lo que confirma que la distribución real no sigue una distribución normal y presenta colas superiores más pesadas de lo esperado. La marcada asimetría entre $Ppu = 0.39$ y $Ppl = 0.73$ confirma que el proceso tiene mayor margen hacia el límite inferior pero opera con riesgo real hacia el límite superior, consistente con el comportamiento multimodal observable en el histograma que sugiere múltiples subpoblaciones dentro del proceso.

Capacidad de Proceso: °C. ZONA 2

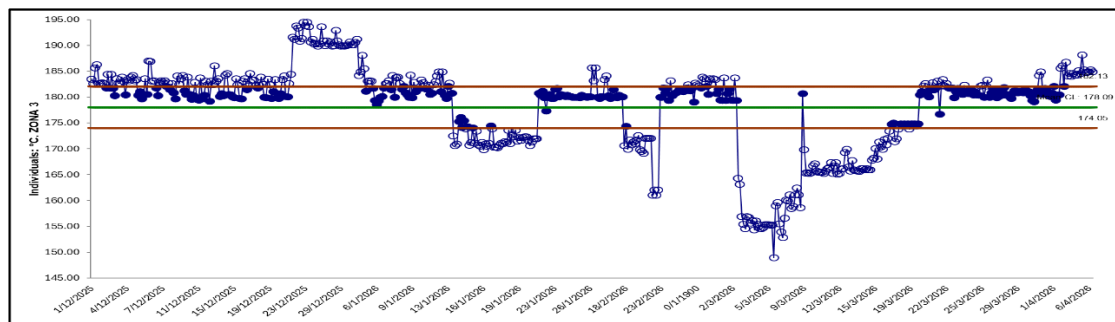
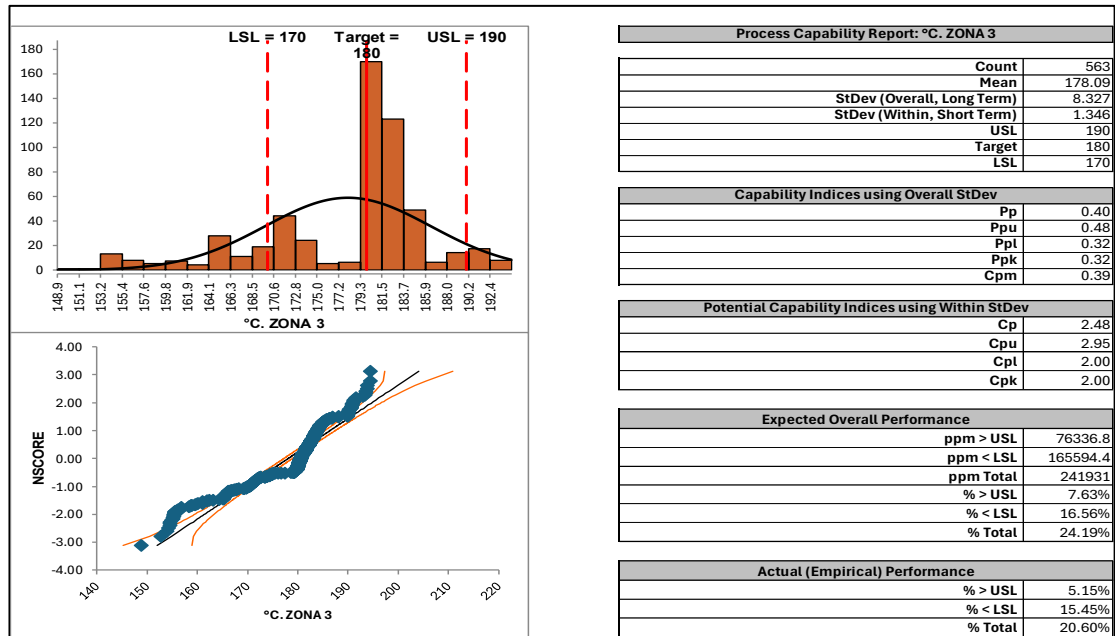




El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 2, basado en $n = 563$ datos con una media de 172.11°C , evidencia un proceso con desplazamiento considerable de -2.89°C por debajo del target de 175°C , operando con mayor tendencia hacia el límite inferior de especificación ($\text{LSL} = 165^{\circ}\text{C}$). Los índices de capacidad potencial son aceptables ($C_p = 2.55$; $C_{pk} = 1.81$), con potencial Seis Sigma especialmente hacia el límite superior; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 7.889$) supera casi 6 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 1.307$), evidenciando una fluctuación temporal severa con presencia de causas especiales de variación que afectan el desempeño real del proceso.

Los índices de capacidad real están por debajo del umbral mínimo ($P_p = 0.42$; $P_{pk} = 0.30$), con un $C_{pm} = 0.40$ que confirma el desplazamiento significativo del proceso respecto al target de 175°C . El modelo estadístico proyecta 234,947 ppm fuera de especificación (23.49%), concentradas mayoritariamente por debajo del LSL con un 18.38%; el desempeño empírico registra un 20.60% de datos fuera de especificaciones, distribuidos en 16.52% por debajo del LSL (165°C) y 4.09% por encima del USL (185°C), cifras ligeramente por debajo de las proyectadas por el modelo, lo que indica que la distribución real no sigue estrictamente una distribución normal. La marcada asimetría entre $P_{pu} = 0.54$ y $P_{pl} = 0.30$ confirma que el proceso tiene mayor riesgo de incumplimiento hacia el límite inferior.

Capacidad de Proceso: $^{\circ}\text{C}$. ZONA 3

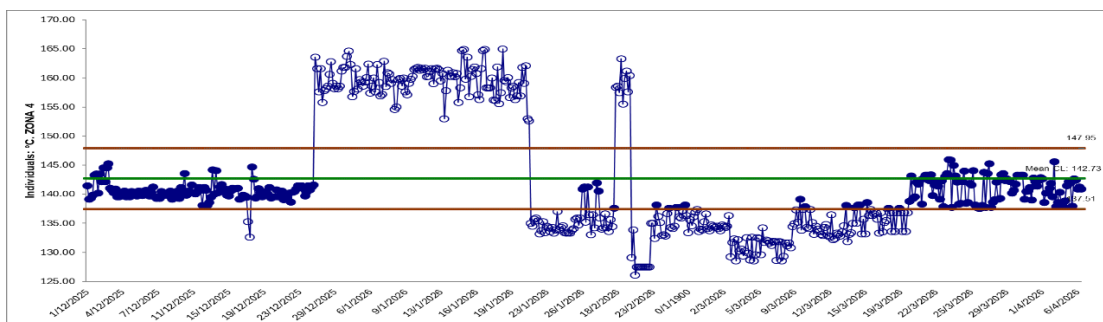
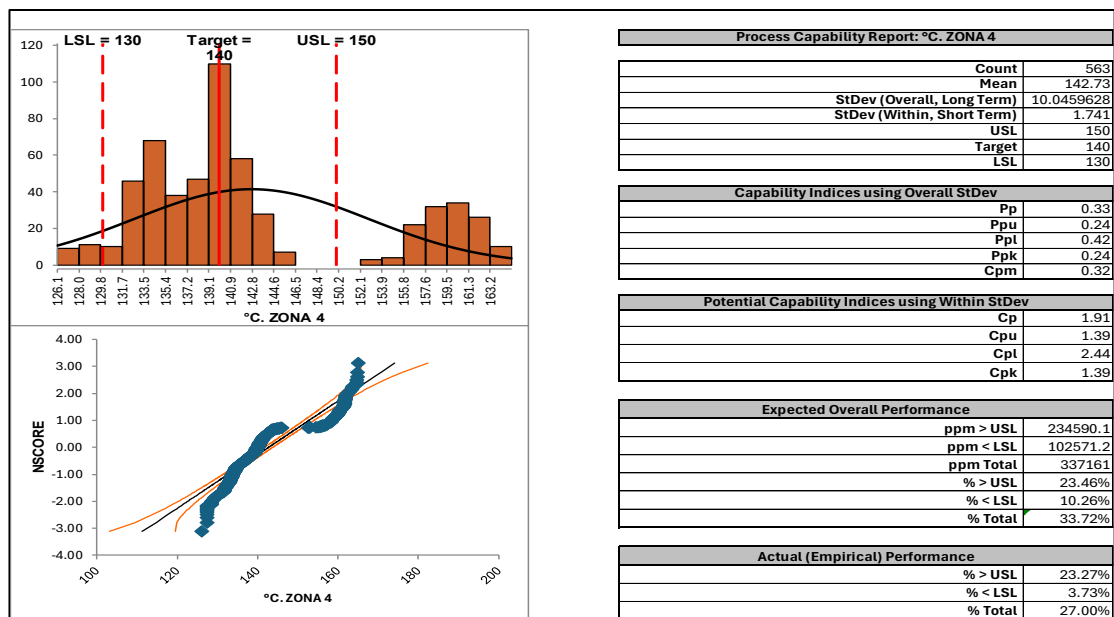


El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 3, basado en $n = 563$ datos con una media de 178.09°C , evidencia un proceso con desplazamiento de -1.91°C por debajo del target de 180°C , operando con mayor tendencia hacia el límite inferior de especificación ($\text{LSL} = 170^{\circ}\text{C}$). Los índices de capacidad potencial son aceptables ($C_p = 2.48$; $C_{pk} = 2.00$), con potencial Seis Sigma especialmente hacia el límite superior; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 8.327$) supera casi 6.2 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 1.346$), evidenciando una fluctuación temporal severa con presencia de causas especiales de variación que afectan el desempeño real del proceso.

Los índices de capacidad real están por debajo del umbral mínimo ($P_p = 0.40$; $P_{pk} = 0.32$), con un $C_{pm} = 0.39$ que confirma el desplazamiento del proceso respecto al target de 180°C . El modelo estadístico proyecta 241,931 ppm fuera de

especificación (24.19%), distribuidas con mayor concentración por debajo del LSL con un 16.56%; el desempeño empírico registra un 20.60% de datos fuera de especificaciones, distribuidos en 15.45% por debajo del LSL (170°C) y 5.15% por encima del USL (190°C), cifras ligeramente por debajo de las proyectadas por el modelo, lo que indica que la distribución real no sigue estrictamente una distribución normal. La marcada asimetría entre $P_{pu} = 0.48$ y $P_{pl} = 0.32$ confirma que el proceso tiene mayor riesgo de incumplimiento hacia el límite inferior, consistente con el comportamiento multimodal observable en el histograma que sugiere la coexistencia de múltiples subpoblaciones dentro del proceso.

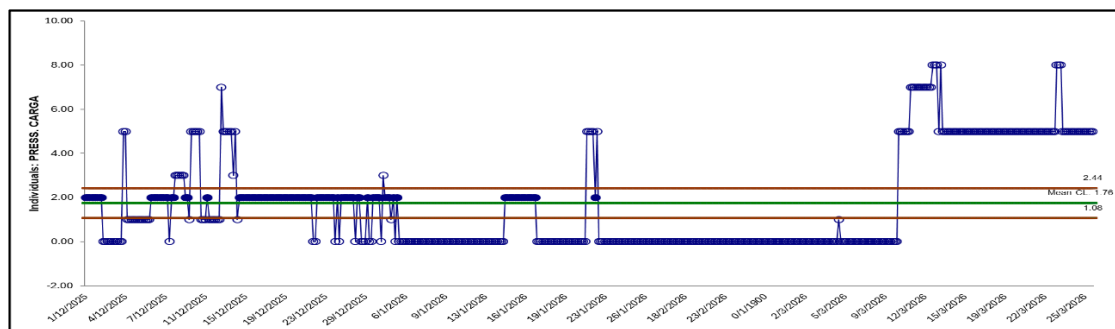
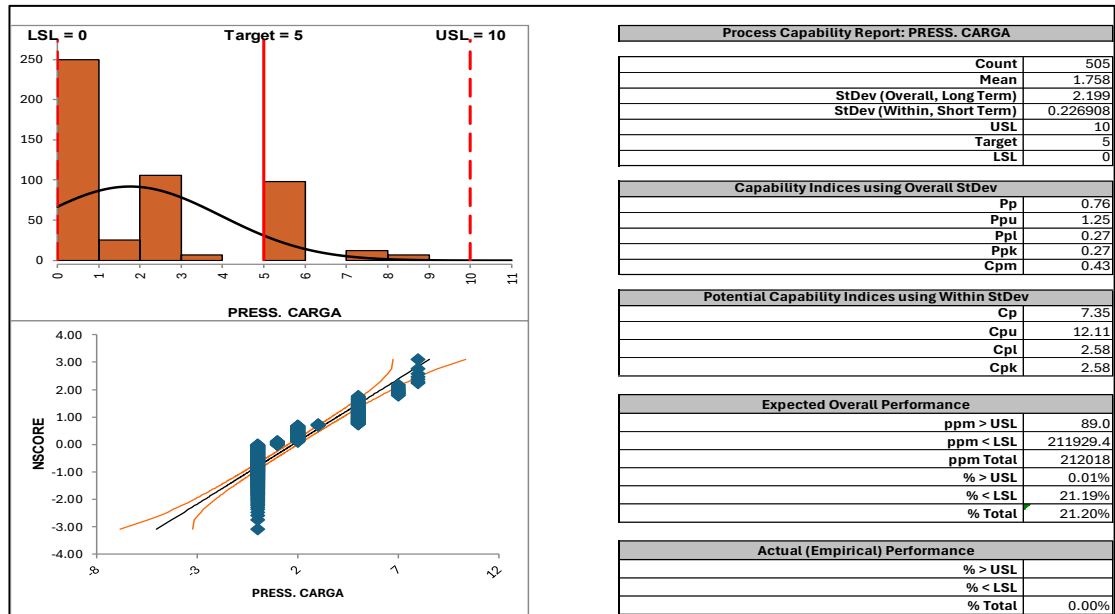
Capacidad de Proceso: °C. ZONA 4



El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 4, basado en $n = 563$ datos con una media de 142.73°C , evidencia un proceso con desplazamiento considerable de $+2.73^{\circ}\text{C}$ por encima del target de 140°C , operando con mayor tendencia hacia el límite superior de especificación ($\text{USL} = 150^{\circ}\text{C}$). Los índices de capacidad potencial son aceptables ($C_p = 1.91$; $C_{pk} = 1.39$), con margen Seis Sigma especialmente hacia el límite inferior; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 10.046$) supera casi 5.8 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 1.741$), evidenciando una fluctuación temporal severa con presencia de causas especiales de variación que afectan el desempeño real del proceso.

Los índices de capacidad real ($P_p = 0.33$; $P_{pk} = 0.24$), con un $C_{pm} = 0.32$, se encuentran por debajo del umbral mínimo aceptable, que confirma el desplazamiento del proceso respecto al target de 140°C . El modelo estadístico proyecta 337,161 ppm fuera de especificación (33.72%), concentradas mayoritariamente por encima del USL con un 23.46%; el desempeño empírico registra un 27.00% de datos fuera de especificaciones, distribuidos en 23.27% por encima del USL (150°C) y 3.73% por debajo del LSL (130°C), confirmando que aproximadamente 1 de cada 4 observaciones supera el límite superior de temperatura.

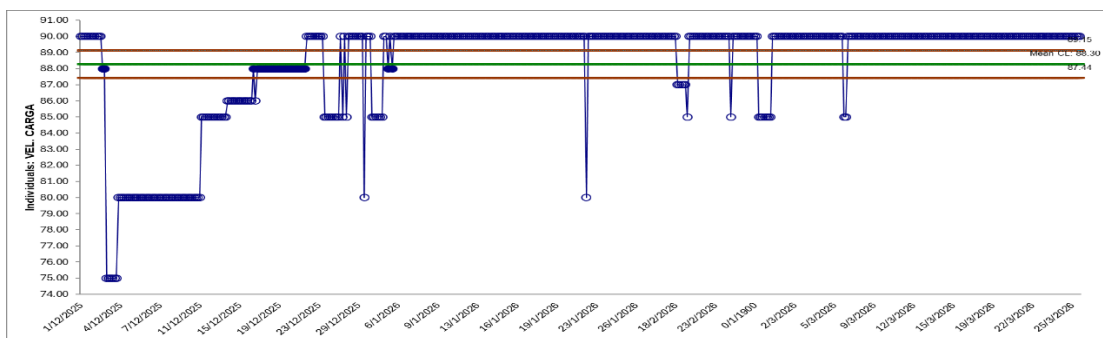
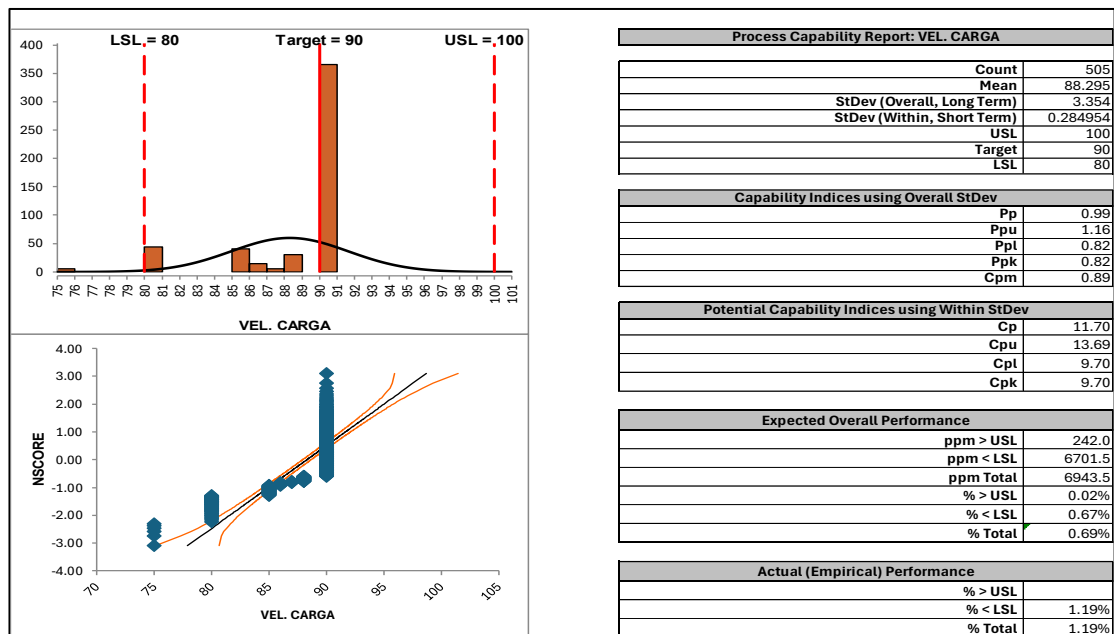
Capacidad de Proceso: PRESS. CARGA



El análisis de capacidad del proceso de Presión de Carga, basado en $n = 505$ datos con una media de 1.758, evidencia un proceso con desplazamiento severo de -3.242 unidades por debajo del target de 5, operando sistemáticamente en el extremo inferior del rango de especificaciones ($LSL = 0$) con un margen de apenas 1.758 unidades. Los índices de capacidad potencial presentan una marcada asimetría ($C_p = 7.35$; $C_{pk} = 2.58$), donde el C_p extraordinario colapsa significativamente hacia el LSL debido al grave desplazamiento; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 2.199$) supera casi 9.7 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.227$), evidenciando una fluctuación temporal severa con presencia de causas especiales de variación que afectan el desempeño real del proceso.

Los índices de capacidad real están por debajo del umbral mínimo ($P_p = 0.76$; $P_{pk} = 0.27$), con un $C_{pm} = 0.43$ que confirma el grave desplazamiento del proceso respecto al target de 5. El modelo estadístico proyecta 212,018 ppm fuera de especificación (21.20%), concentradas en su totalidad por debajo del LSL con un 21.19%; sin embargo, el desempeño empírico registra un 0.00% de datos fuera de especificaciones, confirmando el mismo patrón observado en análisis anteriores de esta variable, donde la distribución real no sigue una distribución normal

Capacidad de Proceso: VEL. CARGA



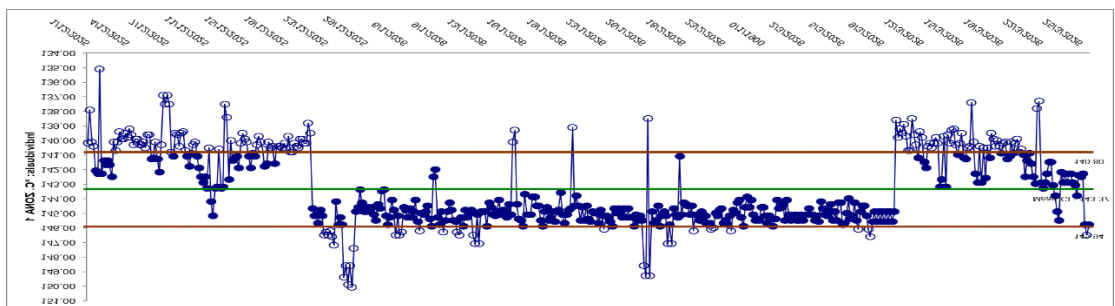
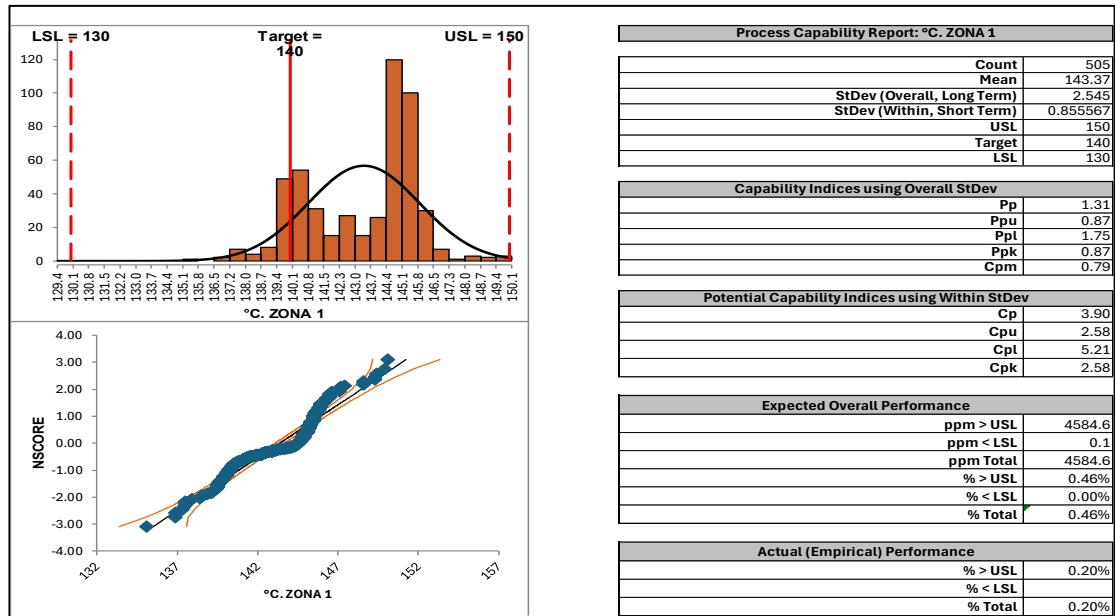
El análisis de capacidad del proceso de Velocidad de Carga, basado en $n = 505$ datos con una media de 88.295, evidencia un proceso con desplazamiento de -1.705 unidades por debajo del target de 90, operando con ligera tendencia hacia

el límite inferior de especificación ($LSL = 80$). Los índices de capacidad potencial son extraordinarios ($C_p = 11.70$; $C_{pk} = 9.70$), reflejando un potencial técnico excepcional con amplio margen hacia ambos límites; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{overall} = 3.354$) supera casi 11.8 veces a la de corto plazo ($\sigma_{within} = 0.285$), evidenciando una fluctuación temporal severa con presencia de causas especiales de variación que deterioran significativamente el desempeño real del proceso.

Los índices de capacidad real se encuentran bordeando el umbral mínimo aceptable ($P_p = 0.99$; $P_{pk} = 0.82$), con un $C_{pm} = 0.89$ que confirma el ligero desplazamiento del proceso respecto al target de 90. El modelo estadístico proyecta 6,943.5 ppm fuera de especificación (0.69%), concentradas mayoritariamente por debajo del LSL con un 0.67%; el desempeño empírico registra un 1.19% de datos por debajo del LSL (80), superando al proyectado por el modelo, lo que confirma que la distribución real no sigue estrictamente una distribución normal y presenta colas inferiores más pesadas de lo esperado. La moderada asimetría entre $P_{pu} = 1.16$ y $P_{pl} = 0.82$ indica que el proceso tiene capacidad aceptable hacia el límite superior pero opera con riesgo real hacia el límite inferior, siendo el único parámetro de Velocidad de Carga en esta máquina donde el desempeño empírico supera al proyectado hacia el LSL.

MAQUINA OF08 - INYECTOR 2

Capacidad de Proceso: °C. ZONA 1

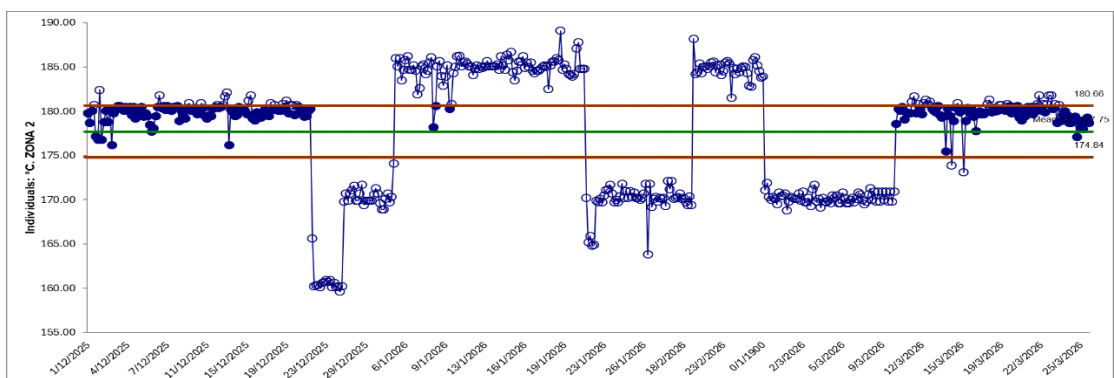
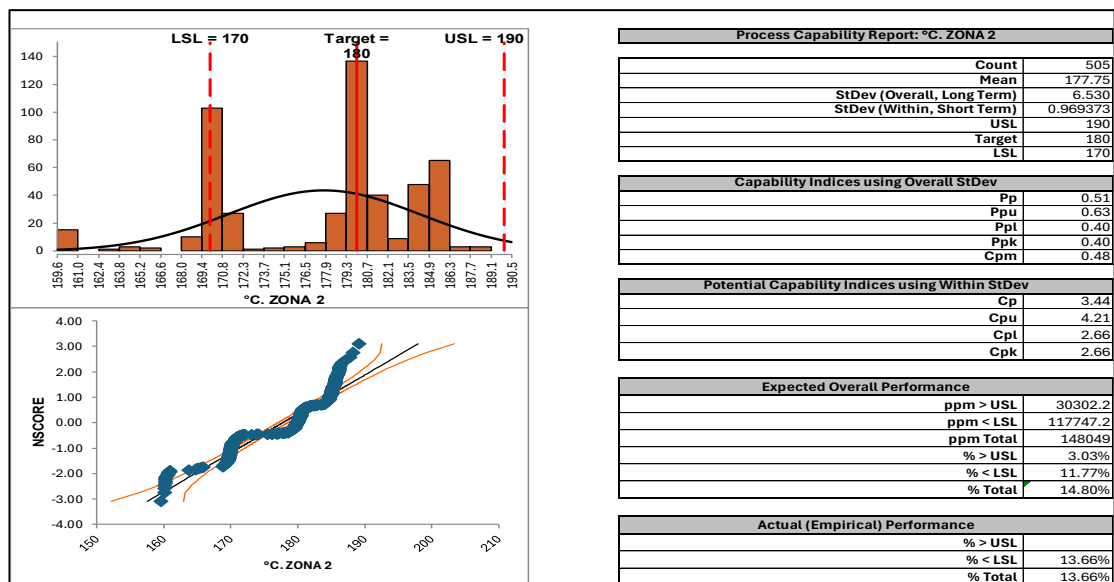


El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 1, basado en $n = 505$ datos con una media de 143.37°C , evidencia un proceso con desplazamiento considerable de $+3.37^{\circ}\text{C}$ por encima del target de 140°C , operando con mayor tendencia hacia el límite superior de especificación ($\text{USL} = 150^{\circ}\text{C}$). Los índices de capacidad potencial son sobresalientes ($C_p = 3.90$; $C_{pk} = 2.58$), con potencial Seis Sigma especialmente hacia el límite inferior; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 2.545$) supera casi 3 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.856$), evidenciando la presencia de causas especiales de variación que afectan la estabilidad del proceso en el tiempo, aunque con una brecha relativa moderada en comparación con otros procesos analizados.

Los índices de capacidad real presentan un comportamiento asimétrico ($P_p = 1.31$; $P_{pk} = 0.87$), donde el $P_{pl} = 1.75$ indica capacidad excelente hacia el LSL, pero

el $P_{pu} = 0.87$ refleja capacidad insuficiente hacia el USL producto del desplazamiento positivo, con un $C_{pm} = 0.79$ que confirma la desviación del proceso respecto al target de 140°C. El modelo estadístico proyecta 4,584.6 ppm fuera de especificación (0.46%), concentradas en su totalidad por encima del USL; sin embargo, el desempeño empírico registra un 0.20% de datos por encima del USL (150°C), aproximadamente la mitad de lo proyectado por el modelo, con prácticamente cero defectos hacia el LSL, lo que indica que la distribución real presenta colas superiores más ligeras de lo que el modelo gaussiano asume.

Capacidad de Proceso: °C. ZONA 2

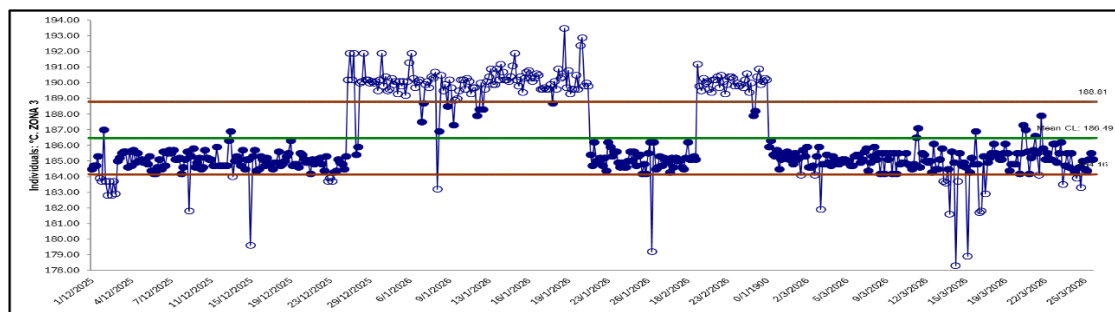
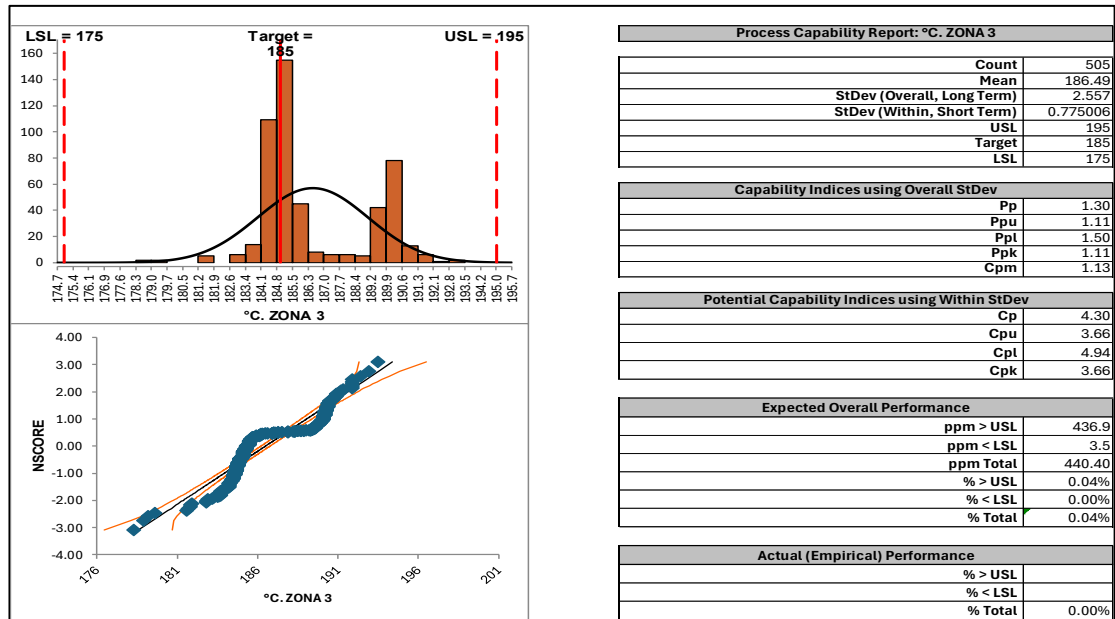


El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 2, basado en $n = 505$ datos con una media de 177.75°C, evidencia un proceso con desplazamiento

considerable de -2.25°C por debajo del target de 180°C , operando con mayor tendencia hacia el límite inferior de especificación ($\text{LSL} = 170^{\circ}\text{C}$). Los índices de capacidad potencial son sobresalientes ($C_p = 3.44$; $C_{pk} = 2.66$), con potencial Seis Sigma especialmente hacia el límite superior; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 6.530$) supera casi 6.7 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.969$), evidenciando una fluctuación temporal severa con presencia de causas especiales de variación que afectan el desempeño real del proceso.

Los índices de capacidad real están por debajo del umbral mínimo ($P_p = 0.51$; $P_{pk} = 0.40$), con un $C_{pm} = 0.48$ que confirma el desplazamiento significativo del proceso respecto al target de 180°C . El modelo estadístico proyecta 148,049 ppm fuera de especificación (14.80%), concentradas mayoritariamente por debajo del LSL con un 11.77%; el desempeño empírico registra un 13.66% de datos por debajo del LSL (170°C), con prácticamente cero defectos hacia el USL, superando ligeramente al proyectado por el modelo y confirmando que la distribución real no sigue una distribución normal con colas inferiores más pesadas de lo esperado. La marcada asimetría entre $P_{pu} = 0.63$ y $P_{pl} = 0.40$ confirma que el proceso tiene mayor margen hacia el límite superior pero opera con riesgo real hacia el límite inferior,

Capacidad de Proceso: $^{\circ}\text{C}$. ZONA 3

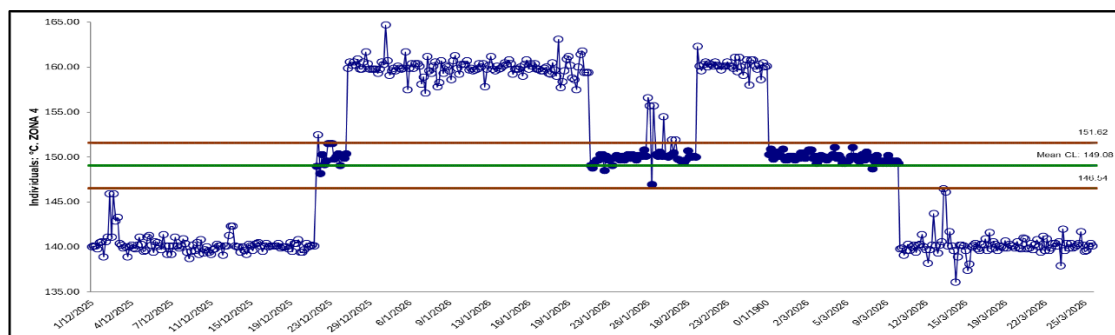
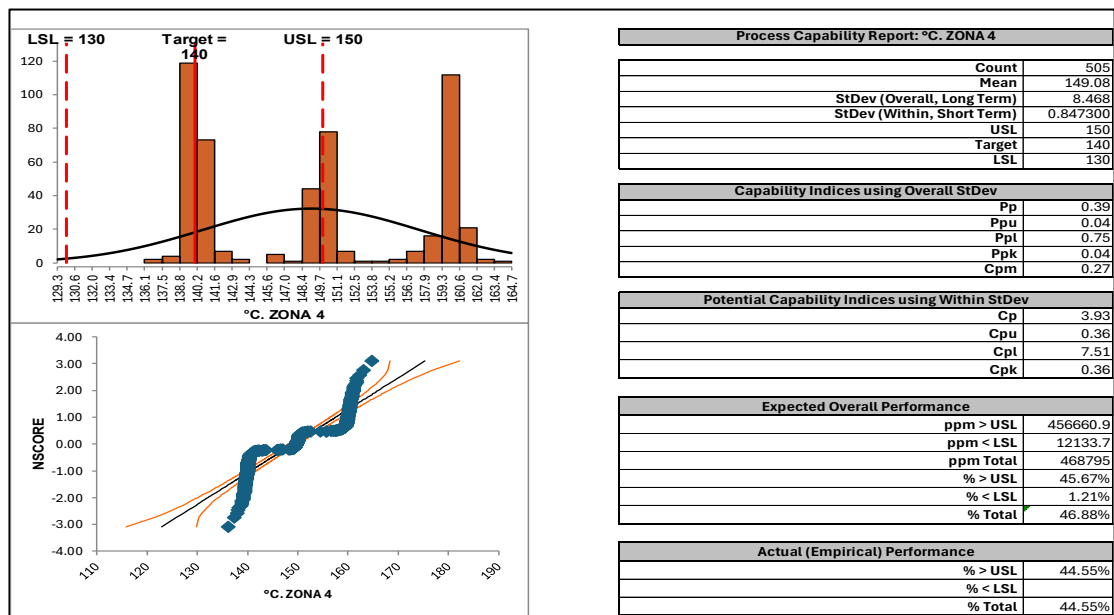


El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 3, basado en $n = 505$ datos con una media de 186.49°C , evidencia un proceso con desplazamiento de $+1.49^{\circ}\text{C}$ por encima del target de 185°C , siendo uno de los procesos mejor centrados del conjunto analizado en esta máquina. Los índices de capacidad potencial son sobresalientes ($C_p = 4.30$; $C_{pk} = 3.66$), con potencial Seis Sigma equilibrado hacia ambos límites; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 2.557$) supera casi 3.3 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.775$), evidenciando la presencia de causas especiales de variación que afectan la estabilidad del proceso en el tiempo, aunque con una brecha relativa moderada en comparación con otros procesos analizados.

Los índices de capacidad real son aceptables y por encima del umbral mínimo recomendado ($P_p = 1.30$; $P_{pk} = 1.11$), con un $C_{pm} = 1.13$ que confirma que el

proceso opera relativamente centrado con variabilidad controlada, superando el estándar mínimo de 1.00 y aproximándose al estándar de clase mundial de 1.33. El modelo estadístico proyecta apenas 440.4 ppm fuera de especificación (0.04%), concentradas casi en su totalidad por encima del USL; el desempeño empírico confirma exactamente este nivel con un 0.00% de datos fuera de especificaciones

Conclusión – Capacidad de Proceso: °C. ZONA 4

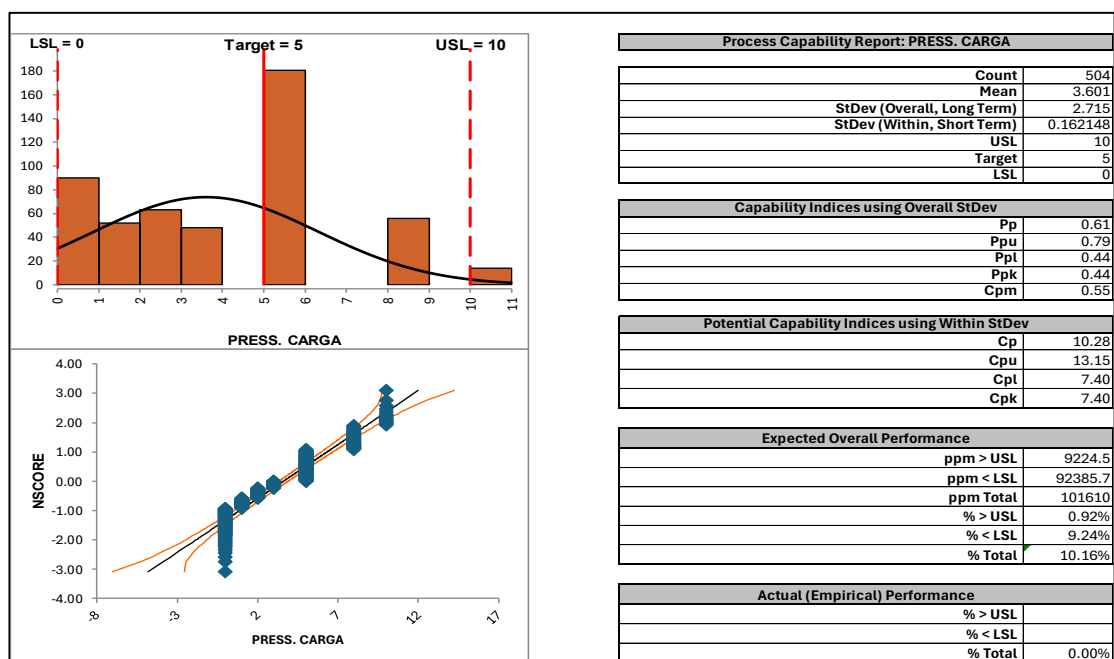


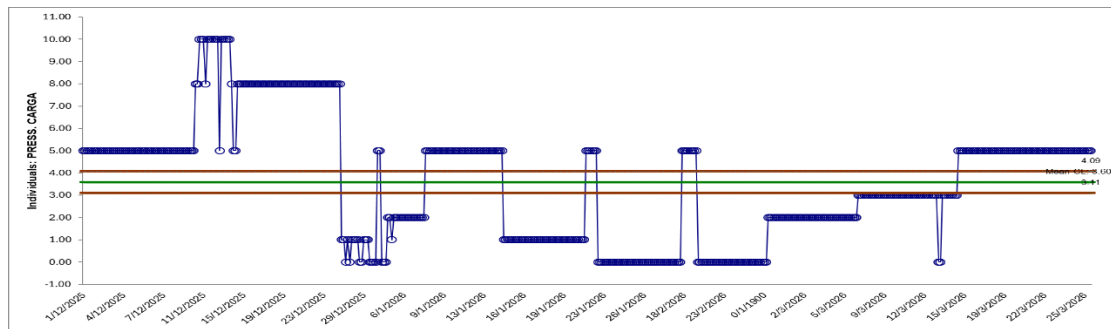
El análisis de capacidad del proceso de temperatura en la Zona 4, basado en $n = 505$ datos con una media de 149.08°C , representa uno de los casos más críticos de esta máquina, con un desplazamiento extremo de $+9.08^{\circ}\text{C}$ por encima del target de 140°C , operando prácticamente sobre el límite superior de especificación ($\text{USL} = 150^{\circ}\text{C}$) con un margen de apenas 0.92°C . Los índices de capacidad potencial

presentan la mayor asimetría registrada en esta máquina ($C_p = 3.93$; $C_{pk} = 0.36$), donde el C_{pk} colapsa completamente hacia el USL debido al grave desplazamiento; además, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 8.468$) supera casi 10 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.847$), evidenciando una fluctuación temporal extrema con presencia masiva de causas especiales de variación.

Los índices de capacidad real ($P_p = 0.39$; $P_{pk} = 0.04$), con un $C_{pm} = 0.27$, se encuentran por debajo del umbral mínimo aceptable, que confirma desplazamiento del proceso respecto al target de 140°C . El modelo estadístico proyecta 468,795 ppm fuera de especificación (46.88%), concentradas casi en su totalidad por encima del USL con un 45.67%; el desempeño empírico confirma esta catástrofe operativa con un 44.55% de datos por encima del USL (150°C), lo que significa que prácticamente 1 de cada 2 observaciones supera el límite superior de temperatura. La asimetría extrema entre $P_{pu} = 0.04$ y $P_{pl} = 0.75$ confirma que el proceso opera en el umbral del límite superior con prácticamente cero margen, mientras tiene amplio espacio hacia el límite inferior, consistente con el histograma que evidencia que los datos no siguen una distribución normal.

Capacidad de Proceso: PRESS. CARGA

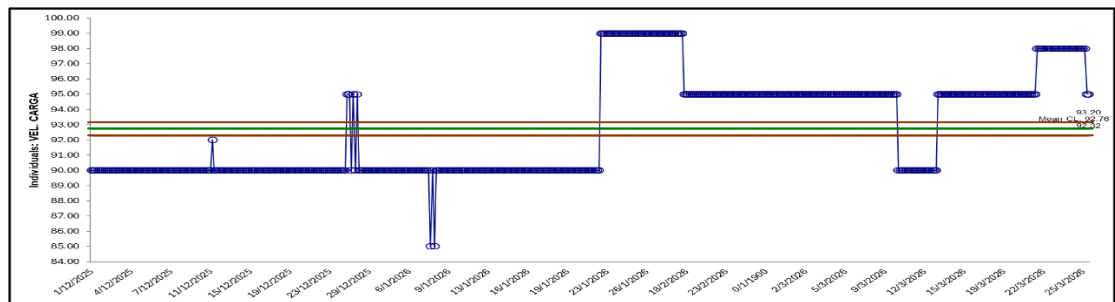
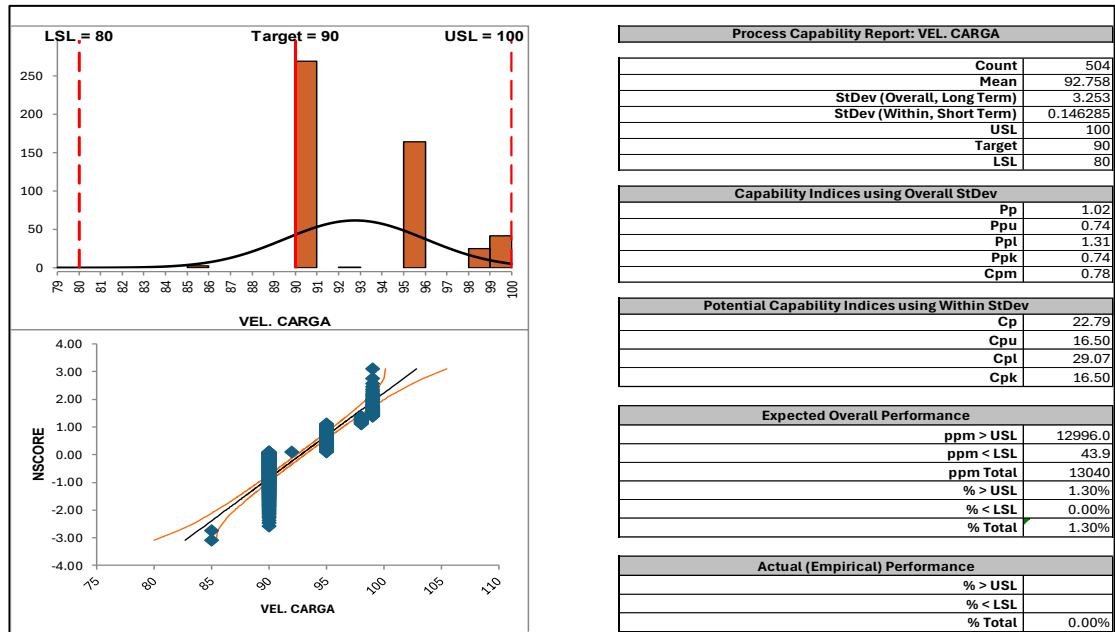




El análisis de capacidad del proceso de Presión de Carga, basado en $n = 504$ datos con una media de 3.601, evidencia un proceso con desplazamiento considerable de -1.399 unidades por debajo del target de 5, operando con mayor tendencia hacia el límite inferior de especificación ($LSL = 0$). Los índices de capacidad potencial son extraordinarios ($C_p = 10.28$; $C_{pk} = 7.40$), reflejando un potencial técnico excepcional con amplísimo margen hacia ambos límites en condiciones estables; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 2.715$) supera casi 16.7 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.162$), la mayor brecha relativa registrada en los procesos de Presión de Carga analizados, evidenciando una fluctuación temporal extrema con presencia masiva de causas especiales de variación.

Los índices de capacidad real están por debajo del umbral mínimo ($P_p = 0.61$; $P_{pk} = 0.44$), con un $C_{pm} = 0.55$ que confirma el desplazamiento del proceso respecto al target de 5. El modelo estadístico proyecta 101,610 ppm fuera de especificación (10.16%), concentradas mayoritariamente por debajo del LSL con un 9.24%; sin embargo, el desempeño empírico registra un 0.00% de datos fuera de especificaciones, repitiendo el patrón consistentemente observado en todos los procesos de Presión de Carga analizados, donde la distribución real no sigue una distribución normal y la variación de largo plazo es impulsada por eventos atípicos de alta magnitud y baja frecuencia que el modelo gaussiano sobreestima de forma sistemática. La diferencia entre $P_{pu} = 0.79$ y $P_{pl} = 0.44$ confirma que el proceso tiene mayor margen hacia el límite superior pero opera con riesgo calculado hacia el límite inferior.

Capacidad de Proceso: VEL. CARGA



El análisis de capacidad del proceso de Velocidad de Carga, basado en $n = 504$ datos con una media de 92.758, evidencia un proceso con desplazamiento considerable de +2.758 unidades por encima del target de 90, operando con mayor tendencia hacia el límite superior de especificación ($USL = 100$). Los índices de capacidad potencial son extraordinarios ($C_p = 22.79$; $C_{pk} = 16.50$), entre los más elevados de todo el conjunto analizado, con amplio margen técnico hacia ambos límites; sin embargo, la desviación estándar de largo plazo ($\sigma_{\text{overall}} = 3.253$) supera casi 22.2 veces a la de corto plazo ($\sigma_{\text{within}} = 0.146$), una de las brechas relativas más altas registradas, evidenciando una fluctuación temporal extrema con presencia masiva de causas especiales de variación que limitan el desempeño real del proceso.

Los índices de capacidad real presentan un comportamiento asimétrico ($P_p = 1.02$; $P_{pk} = 0.74$), donde el $P_{pl} = 1.31$ indica capacidad aceptable hacia el LSL, pero el $P_{pu} = 0.74$ refleja capacidad insuficiente hacia el USL producto del desplazamiento positivo, con un $C_{pm} = 0.78$ que confirma la desviación del proceso respecto al target de 90. El modelo estadístico proyecta 13,040 ppm fuera de especificación (1.30%), concentradas en su totalidad por encima del USL; sin embargo, el desempeño empírico registra un 0.00% de datos fuera de especificaciones

