Automated Thermal Control in Polymer Cooling Systems: Reducing Variability and Improving Production Performance through Inferential Statistical Analysis

Jeremy Sebastian Samuel Flores Quevedo, Industrial Engineer[1]; Joselito Sánchez Pérez, Master's Degree [2]; Rolando R. Romero Paredes, Master's Degree [3]

[1,2]Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo, Perú, *jeremyfloresquevedo99@gmail.com*, *jsanchez@usat.edu.pe*

[3]Universidad Tecnológica del Perú, Perú, *e15138@utp.edu.pe*

Abstract*— This research evaluated the impact of an automated thermal control system, compared to a conventional manual one, on cooling variability and production performance in a polyvinyl chloride (PVC) pipe extrusion line. Two independent observation periods of 30 working days each were compared: the conventional period (January–March 2025) and the automated period (April–June 2025), under comparable formulation, line speed, pipe diameter and ambient temperature. Forty-eight coolant temperature measurements (TEC, TSC) and 30 daily production records were analyzed per system. A sequential procedure (Shapiro–Wilk, Levene, Mann–Whitney or Welch) was applied at $\alpha = 0.05$. Automation reduced the mean coolant outlet temperature from 37.02 °C to 24.99 °C and its coefficient of variation from 5.7 % to 0.4 %, suppressing thermal spikes. Waste dropped from 53.50 to 11.37 units/day and net production rose from 493.10 to 560.20 units/day. All contrasts yielded $p < 0.00001$. Cliff's $\delta = -1.00$ for thermal variables (complete separation); Cohen's $d = -2.27$, 7.58 and -5.56 for gross production, waste and net production, respectively. Post-hoc power exceeded 0.99 in every contrast. Automation statistically and substantially reduces thermal dispersion and process waste, indicating that thermal stability—rather than mechanical speed—is the dominant factor explaining the observed production gains in PVC extrusion.

***Keywords*— automated thermal control, polymer extrusion, statistical process control, coefficient of variation, polyvinyl chloride.**

Control Térmico Automatizado en el Sistema de Enfriamiento de Polímeros: Reducción de la Variabilidad y Mejora del Rendimiento Productivo mediante Análisis Inferencial

Jeremy Sebastian Samuel Flores Quevedo, Ingeniero Industrial[1]; Joselito Sánchez Pérez, Magister en Ingeniería [2]; Rolando R. Romero Paredes, Magister en Ingeniería [3]

[1,2]Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo, Perú, *jeremyfloresquevedo99@gmail.com*, *jsanchez@usat.edu.pe*

[3]Universidad Tecnológica del Perú, Perú, *e15138@utp.edu.pe*

Resumen*— Esta investigación evaluó el impacto de un sistema de control térmico automatizado, frente a uno convencional manual, sobre la variabilidad del enfriamiento y el rendimiento productivo en una línea de extrusión de tubos de policloruro de vinilo (PVC). Se compararon dos períodos independientes de observación de 30 días laborables cada uno: el período convencional (enero–marzo de 2025) y el período automatizado (abril–junio de 2025), bajo condiciones comparables de formulación, velocidad de línea, diámetro de tubo y temperatura ambiente. Se analizaron 48 mediciones de temperatura del refrigerante (TEC, TSC) y 30 registros diarios de producción por sistema. Se aplicó un procedimiento escalonado (Shapiro–Wilk, Levene, Mann–Whitney o Welch) con α = 0,05. La automatización redujo la temperatura media de salida del refrigerante de 37,02 °C a 24,99 °C y su coeficiente de variación del 5,7 % al 0,4 %, suprimiendo los picos térmicos. Los desperdicios cayeron de 53,50 a 11,37 unidades diarias y la producción neta aumentó de 493,10 a 560,20 unidades diarias. Todas las pruebas arrojaron $p < 0{,}00001$. Cliff's $\delta = -1{,}00$ en las variables térmicas (separación absoluta); d de Cohen = −2,27, 7,58 y −5,56 para producción bruta, desperdicio y producción neta, respectivamente. La potencia post-hoc superó 0,99 en todos los contrastes. La automatización reduce estadística y sustancialmente la dispersión térmica y los residuos del proceso, indicando que la estabilidad térmica, más que la velocidad mecánica, es el factor dominante que explica los incrementos productivos observados en la extrusión de PVC.

***Palabras clave*— control térmico automatizado, extrusión de polímeros, control estadístico de procesos, coeficiente de**

I. INTRODUCCIÓN

El policloruro de vinilo (PVC) consolidó su posición como uno de los termoplásticos de mayor consumo global, con una producción anual superior a 40 millones de toneladas y cerca del 20 % del mercado total de plásticos, destacándose en la fabricación de tuberías rígidas por su balance entre costo, durabilidad y resistencia química [1]. El PVC predominó en redes de saneamiento, conducción de agua potable y sistemas de riego tecnificado, con vida útil superior a 50 años y un costo por metro instalado competitivo frente a alternativas metálicas o de concreto. No obstante, su procesamiento presentó una particularidad termomecánica crítica: la temperatura de inicio de degradación (≈ 200 °C) se aproximó a la requerida para la fusión y gelificación del grano polimérico (160–200 °C) [2], [3]. Esta proximidad, de apenas 20–40 °C, impuso una exigencia crítica sobre el sistema de control térmico, cuya capacidad para mantener el proceso dentro de una banda estrecha determinó tanto la calidad dimensional del producto como la productividad neta. Una desviación de tan solo 5 °C por encima del umbral pudo iniciar la degradación autocatalítica del polímero, con liberación de cloruro de hidrógeno, formación de secuencias poliénicas y defectos irreversibles.

En el contexto latinoamericano, las plantas de extrusión de tuberías de PVC operaron frecuentemente con sistemas de control térmico convencionales de tipo manual o semiautomático, en los cuales el operador ajustó el caudal del fluido refrigerante con base en la lectura puntual de termopares y en su experiencia [4]. Esta modalidad introdujo una fuente significativa de variabilidad, expresada en picos térmicos transitorios que no se reflejaron en la media del proceso pero que afectaron de manera no lineal la cinética de degradación [5]. La literatura especializada documentó que la degradación térmica del PVC siguió una cinética autocatalítica de deshidrocloración, sensible a las excursiones por encima del umbral de procesamiento [6], [7], lo que sugirió que la dispersión térmica, más que el nivel promedio, constituyó el determinante real del desperdicio.

El Control Estadístico de Procesos (CEP) ofreció el marco metodológico para cuantificar y contrastar la variabilidad bajo dos regímenes operativos distintos [8]. La literatura revisada evidenció una brecha metodológica: los estudios disponibles sobre control térmico en extrusión se centraron en el desempeño del lazo de control [9], [10] o en el análisis descriptivo de la variabilidad [11], pero pocos aplicaron un diseño comparativo con inferencia estadística rigurosa que contrastara sistemas de control manual frente a automatizado sobre indicadores térmicos y productivos simultáneamente. Esta brecha justificó la pertinencia de un estudio que aplicara pruebas no paramétricas y paramétricas robustas, previa verificación de supuestos, para evaluar el impacto del control automatizado sobre la estabilidad térmica y el rendimiento productivo.

La pregunta de investigación fue: ¿el sistema automatizado de control térmico produjo una reducción estadísticamente significativa de la variabilidad térmica y del desperdicio, en comparación con el sistema convencional, en una línea de extrusión de tubos de PVC? El objetivo general consistió en evaluar, mediante análisis estadístico inferencial, el impacto del sistema automatizado sobre la estabilidad del proceso de enfriamiento y sobre los indicadores de producción bruta,

producción neta y desperdicio. Como objetivos específicos se plantearon: caracterizar la línea base operativa del sistema convencional; cuantificar el desempeño del sistema automatizado bajo condiciones de contorno comparables; aplicar pruebas de hipótesis estadísticas para contrastar ambos sistemas; y evaluar cuantitativamente el impacto sobre la eficiencia operativa y la estabilidad térmica.

El estudio se justificó tecnológicamente porque aportó evidencia cuantitativa sobre el efecto de la automatización del lazo térmico, más allá de la mera inspección de medias. Metodológicamente, contribuyó a llenar la brecha identificada mediante la aplicación de un procedimiento escalonado de pruebas estadísticas basado en la verificación de supuestos. Industrialmente, los hallazgos orientaron decisiones de inversión en automatización para plantas de extrusión de polímeros en economías emergentes.

II. REVISIÓN DE LITERATURA

El CEP consolidó su rol como pilar metodológico para la monitorización y reducción de la variabilidad en procesos de manufactura polimérica, integrando cartas de control, índices de capacidad (Cp, Cpk) y análisis de estabilidad estadística [12]. En [12] se actualizó el panorama de las cartas de control no paramétricas libres de distribución, evidenciando su superioridad frente a las cartas clásicas cuando los datos no siguieron una distribución normal, condición frecuente en procesos térmicos con picos transitorios.

En [13] se aplicó la metodología Seis Sigma a una línea de tubería de PVC y se reportaron mejoras en la capacidad del proceso tras identificar y controlar variables térmicas críticas, demostrando que la reducción de la variabilidad térmica constituyó el factor de mayor impacto sobre el Cpk del proceso de extrusión. Asimismo, en [14] se realizó un análisis de capacidad sobre la elongación de compuestos de PVC extruidos, evidenciando la importancia de la trazabilidad térmica como variable de entrada sobre la dispersión de la respuesta mecánica y confirmando que la temperatura de masa fundida constituyó la variable de control dominante en la determinación de la calidad dimensional y mecánica del producto extruido.

En [11] se revisaron los sensores disponibles para el monitoreo de la temperatura de masa fundida y se concluyó que la heterogeneidad radial y temporal de la temperatura en el flujo de masa limitó severamente la fiabilidad de las lecturas puntuales, lo que comprometió cualquier carta de control construida sobre ellas. Estos hallazgos motivaron el desarrollo de sensores distribuidos capaces de reconstruir en tiempo real el perfil completo de temperatura de masa en el dado. En esa línea, en [9] se propuso un sensor soft en tiempo real para el monitoreo del perfil de temperatura de masa fundida, habilitando el control estadístico sobre una variable espacialmente representativa en lugar de una medida puntual ruidosa. En [15] se extendió este enfoque hacia la detección in situ de defectos superficiales en tubo polimérico extruido mediante inteligencia artificial, confirmando que la mayoría de defectos visualizables correlacionaron con excursiones térmicas previas en el cilindro o en el dado. En [16] se desarrollaron métodos de aprendizaje automático interpretable para el monitoreo de la degradación de polímeros en extrusión, integrando arquitecturas de Industria 4.0 con análisis de procesos (PAT). Finalmente, en [17] se revisó el monitoreo reológico en proceso, evidenciando que la combinación de sensores térmicos distribuidos y reómetros en línea permitió una caracterización integral del estado del fundido.

El PVC presentó una particularidad termomecánica crítica: su temperatura de inicio de degradación fue cercana a su temperatura de fusión efectiva, comprimiendo drásticamente la ventana de procesamiento seguro. En [2] se estableció que la degradación térmica transcurrió en dos etapas: la deshidrocloración (deHCl) entre aproximadamente 200 y 360 °C, con liberación de ácido clorhídrico y formación de secuencias poliénicas conjugadas, y la pirólisis del residuo por encima de 360 °C. En [6] se demostró que la autocatálisis durante la deshidrocloración fue un proceso radicalario que convirtió los monómeros unitarios ordinarios en cloruro de alilo, especie que actuó como iniciador de cadena de la degradación, configurando un régimen de realimentación positiva especialmente sensible a la temperatura y al tiempo de residencia.

Sobre el flanco de la estabilización, en [18] se confirmó que el desplazamiento mundial hacia estabilizantes sin plomo forzó a operar en el límite inferior de la ventana térmica, lo que tornó aún más crítico el control fino de la temperatura de masa fundida. En [19] se evaluaron los efectos de los estabilizantes térmicos orgánicos sobre las propiedades del PVC para aplicaciones de tubería, evidenciando la necesidad de un control térmico más preciso cuando se emplearon formulaciones sin plomo. En [20] se analizó la transferencia de calor en perfiles de PVC durante la calibración y enfriamiento por extrusión, determinando que la zona de procesamiento óptima para PVC rígido se situó entre 160 y 200 °C, una banda estrecha que impuso tolerancias térmicas exigentes sobre el sistema de control.

La variabilidad térmica no controlada se tradujo en defectos dimensionales, defectos superficiales, degradación termomecánica y desperdicio por retrabajo o rechazo. En [21] se estudió la redistribución de tensiones residuales en la extrusión de polímeros, evidenciando que la distribución de tensiones en el tubo extruido dependió del gradiente térmico radial generado en la calibradora de vacío. En [22] se predijo la distribución de tensiones residuales en la extrusión de tuberías plásticas, demostrando que los picos térmicos locales modularon espacio-temporalmente ese gradiente, generando bandas alternantes de tensión que comprometieron la resistencia mecánica del producto.

Desde el punto de vista reológico, en [23] se caracterizó la viscosidad de corte del fundido durante la extrusión de polímeros, demostrando que el PVC rígido fundido fue un fluido seudoplástico que siguió la ley de potencia de Ostwald–de Waele, con un índice de consistencia que dependió exponencialmente de la temperatura según una ley de Arrhenius. En [24] se evaluó el efecto de la temperatura de extrusión sobre el comportamiento de flujo elongacional del fundido de PVC, confirmando que una variación de 5 °C en la

masa fundida produjo una variación del 15–20 % en el índice de consistencia, amplificada en el caudal másico al 30–45 %. Esta sensibilidad explicó por qué pequeños picos térmicos en el barril se tradujeron en fluctuaciones medibles del espesor de pared del tubo, incluso sin degradación química aparente.

En [25] se revisó el monitoreo del coeficiente de variación (CV) como indicador de estabilidad del proceso térmico, justificando su superioridad sobre la media aritmética por su adimensionalidad, sensibilidad a la variabilidad relativa, coherencia con la naturaleza autocatalítica de la degradación del PVC y vinculación con la capacidad de proceso. En [26] se argumentó que la prueba de varianzas desiguales fue una alternativa subutilizada frente a la prueba de Student clásica y a la de Mann–Whitney, evidenciando que la comparación de dos condiciones operativas en ingeniería de procesos exigió decidir entre una prueba paramétrica y una no paramétrica, decisión regida por la verificación empírica de los supuestos.

En [27] se recomendó el uso por defecto de la prueba de Welch frente a la de Student clásica, dado que mantuvo el control del error tipo I cercano al nominal en prácticamente todos los escenarios de razón de varianzas y tamaños muestrales, con una pérdida de potencia despreciable cuando las varianzas fueron realmente iguales. En [28] se comparó la potencia de las pruebas de Shapiro–Wilk, Kolmogorov–Smirnov, Lilliefors y Anderson–Darling, concluyendo que Shapiro–Wilk fue la más potente para detectar desviaciones de la normalidad en muestras pequeñas y moderadas. En [29] se realizó un estudio comparativo de pruebas de homogeneidad de varianzas, concluyendo que la prueba de Levene ofreció un balance adecuado entre robustez y potencia. En [30] se presentó la prueba de Mann–Whitney como el equivalente no paramétrico de la prueba de dos muestras independientes, estableciendo que su hipótesis nula planteó que las dos distribuciones fueron estocásticamente iguales.

En [32] se analizó la relación entre pruebas paramétricas, no paramétricas y estudios grandes, concluyendo que el tamaño muestral de 30 observaciones por grupo correspondió al umbral convencional a partir del cual el Teorema Central del Límite garantizó que la distribución muestral de la media fue aproximadamente normal. En [33] se estableció que el tamaño n = 30 resultó adecuado para detectar efectos grandes con una potencia superior a 0,80, criterio adoptado en el presente estudio. En [34] se evaluaron las transformaciones de rango y la potencia de la prueba de Student y de Welch para poblaciones no normales con varianzas desiguales, concluyendo que el tamaño de 48 observaciones, empleado en el presente estudio para las variables térmicas, fue consistente con la recomendación de emplear muestras algo más grandes con pruebas no paramétricas. Finalmente, en [35] se emitió la declaración de la American Statistical Association sobre los valores de probabilidad, que fundamentó el procedimiento escalonado empleado en este estudio.

III. MATERIALES Y MÉTODOS

A. Diseño experimental y protocolo de comparación

La investigación adoptó un enfoque cuantitativo, de diseño no experimental, longitudinal y de alcance comparativo [32]. Se contrastaron dos escenarios operativos preexistentes en una planta industrial de extrusión de tubos rígidos de PVC (empresa JASPLAST, Ecuador). No se manipuló aleatoriamente la condición experimental; la asignación a los grupos respondió a la secuencia temporal de implementación del sistema automatizado en la planta, lo que configura un diseño cuasi-experimental antes/después sin grupo control concurrente.

El período convencional abarcó del 6 de enero al 14 de marzo de 2025 (30 días laborables, turno matutino, 08:00–16:00). El período automatizado abarcó del 1 de abril al 12 de junio de 2025 (30 días laborables, mismo turno). Entre ambos períodos se intercaló una semana de transición (17–21 de marzo) dedicada a la instalación y puesta a punto del lazo PID, cuyos datos se excluyeron del análisis. Las condiciones de contorno se mantuvieron comparables en formulación de compuesto (PVC rígido, estabilizante CaZn, mismo lote de proveedor), velocidad de tornillo (22 rpm), diámetro objetivo de tubo (110 mm, PN 10) y temperatura ambiente de nave (24 ± 2 °C, controlada por HVAC industrial).

Las variables térmicas (TEC: temperatura del refrigerante a la entrada de la cámara; TSC: temperatura a la salida) se registraron con termopares tipo J calibrados (± 0,1 °C). Se obtuvieron 48 mediciones por sistema, distribuidas como dos mediciones diarias (09:30 y 14:30) en 24 días seleccionados aleatoriamente dentro de cada período, evitando los lunes (arranque en frío) y los viernes (cambio de lote). Las variables productivas —producción bruta diaria (tubos fabricados), desperdicio diario (tubos defectuosos) y producción neta diaria (tubos aptos)— se registraron como 30 observaciones diarias por sistema, una por jornada laboral completa.

Respecto a la independencia de las observaciones: cada medición térmica corresponde a un punto temporal distinto dentro del período respectivo, sin traslape entre períodos. Las observaciones productivas son independientes entre días por tratarse de ciclos completos de producción. No se modeló explícitamente la correlación temporal intra-período; esta limitación se discute en la Sección V. Las variables de confusión controladas fueron: turno fijo (matutino), equipo operativo constante (tres operadores), mismo lote de compuesto por período, mantenimiento preventivo programado semanalmente, y humedad ambiente registrada pero no intervenida (40–60 % RH). La temperatura ambiente del nave se mantuvo estable por HVAC industrial.

Dado que la población correspondió a una sola unidad productiva sobre la cual se tenía acceso censal a la información operativa, y el muestreo aleatorio simple no resultó viable operativamente, se aplicó un muestreo no probabilístico por conveniencia [32], [33]. Este tipo de muestreo resultó apropiado cuando la selección respondió a criterios de accesibilidad, oportunidad y representatividad contextual, en lugar de un criterio de selección aleatoria; resultó coherente con el alcance comparativo y cuasi-experimental de la investigación, así como con la naturaleza censal del acceso a la información operativa de la planta.

B. Variables, instrumentos y sistema de control

El sistema convencional operó con ajuste manual del caudal refrigerante por parte del operador, basado en la lectura puntual de termopares y experiencia. El sistema automatizado empleó un lazo de control proporcional-integral-derivativo (PID) sobre la válvula de refrigeración, con realimentación de la temperatura de salida de la cámara (setpoint 25 °C, Kp = 2,5; Ti = 12 s; Td = 3 s). Ambos sistemas compartieron la misma bancada de extrusión, el mismo cabezal y la misma calibradora por vacío; solo se modificó el lazo de control del caudal refrigerante.

C. Procedimiento estadístico escalonado

El análisis siguió un procedimiento escalonado [28], [29], [35]. Primero se calcularon estadísticos descriptivos (media, mediana, mínimo, máximo, desviación típica y coeficiente de variación) para ambas condiciones y todas las variables. El coeficiente de variación se calculó como:

$$CV = (\sigma / \mu) \times 100 \quad (1)$$

donde CV fue el coeficiente de variación (%), σ la desviación típica muestral y μ la media aritmética. A continuación se evaluó el supuesto de normalidad mediante la prueba de Shapiro–Wilk, cuyo estadístico se definió como:

$$W = (\Sigma\, a_i\, x_{(i)})^2 / \Sigma\, (x_i - \bar{x})^2 \quad (2)$$

donde W fue el estadístico, $x_{(i)}$ los valores ordenados, $\bar{x}$ la media muestral y a_i las constantes generadas a partir de los valores esperados de las estadísticas de orden de una distribución normal estándar [28]. Para las variables que satisficieron la normalidad se aplicó la prueba de Levene para evaluar la homogeneidad de varianzas:

$$L = [(N - k)\, \Sigma\, n_j\, (\bar{Z}_j - \bar{Z})^2] / [(k - 1)\, \Sigma\, \Sigma\, (Z_{ij} - \bar{Z}_j)^2] \quad (3)$$

donde L fue el estadístico, N el tamaño total, k el número de grupos, n_j el tamaño del grupo j, Z_{ij} las desviaciones absolutas respecto a la mediana del grupo, $\bar{Z}_j$ la media de desviaciones del grupo y $\bar{Z}$ la media global [29]. Con base en los supuestos verificados, se seleccionaron las pruebas inferenciales. Para las variables térmicas, que no satisficieron la normalidad, se aplicó la prueba de Mann–Whitney:

$$U = n_1 n_2 + n_1(n_1+1)/2 - R_1 \quad (4)$$

donde U fue el estadístico, n_1 y n_2 los tamaños muestrales y R_1 la suma de rangos del grupo 1 [30]. Como tamaño de efecto compatible con Mann–Whitney se calculó la delta de Cliff:

$$\delta = (\#\,favorable - \#\,desfavorable) / (n_1 \times n_2) \quad (5)$$

donde # favorable cuenta los pares (x_conv, x_auto) con x_auto < x_conv y # desfavorable los pares con x_auto > x_conv. δ = −1 indica separación absoluta con todas las observaciones automatizadas por debajo de las convencionales. Para las variables productivas con varianzas heterogéneas se aplicó la prueba de Welch:

$$t = (\bar{x}_1 - \bar{x}_2) / \sqrt{(s_1^2/n_1 + s_2^2/n_2)} \quad (6)$$

donde t fue el estadístico, $\bar{x}_1$ y $\bar{x}_2$ las medias muestrales, s_1^2 y s_2^2 las varianzas y n_1, n_2 los tamaños [27]. Los grados de libertad se aproximaron mediante la corrección de Satterthwaite:

$$gl \approx (s_1^2/n_1 + s_2^2/n_2)^2 / [(s_1^2/n_1)^2/(n_1-1) + (s_2^2/n_2)^2/(n_2-1)] \quad (7)$$

Para las variables analizadas mediante Welch, el tamaño de efecto se cuantificó con la d de Cohen:

$$d = (\bar{x}_1 - \bar{x}_2) / s_p, \quad s_p = \sqrt{[(s_1^2 + s_2^2)/2]} \quad (8)$$

donde s_p fue la desviación estándar agrupada [33]. Valores de $|d| \geq 0{,}8$ se clasificaron como efectos grandes y $|d| \geq 1{,}3$ como muy grandes. Adicionalmente, se calculó la potencia estadística post-hoc (1 − β) para cada contraste, asumiendo pruebas bilaterales con α = 0,05, los tamaños muestrales efectivos y los tamaños de efecto observados, siguiendo el procedimiento estándar mediante aproximación normal al parámetro no central. Todos los análisis se realizaron con un nivel de significancia α = 0,05.

La hipótesis nula general estableció que no existieron diferencias estadísticamente significativas entre el sistema convencional y el automatizado en cuanto a la centralidad y dispersión de las variables térmicas y productivas. La hipótesis alternativa estableció que el sistema automatizado produjo una reducción estadísticamente significativa de la temperatura, del coeficiente de variación y del desperdicio, así como un incremento significativo de la producción neta. Se diferenció entre los resultados medidos empíricamente durante el período de estudio y las proyecciones extrapoladas a horizontes temporales mayores, empleando para estas últimas formulaciones explícitas como «se proyecta», «se estima» o «los datos sugieren».

IV. RESULTADOS

El análisis descriptivo se presenta en la Tabla I. La temperatura media de entrada a la cámara descendió de 30,23 °C (convencional) a 20,81 °C (automatizado), y la temperatura media de salida descendió de 37,02 °C a 24,99 °C. Esta reducción absoluta, superior a 12 °C en la salida, reflejó una mayor capacidad del sistema automatizado para extraer calor del proceso. El coeficiente de variación de la temperatura de salida disminuyó de 5,7 % a 0,4 %, valor que indicó una precisión térmica extraordinaria y la supresión efectiva de los picos térmicos característicos del sistema convencional.

TABLA I

Estadísticas descriptivas de los indicadores para los sistemas convencional y automatizado

Estadístico	Sistema	TEC (°C)	TSC (°C)	P. Bruta	P. Neta	Desperdicio
N	Conv.	48	48	30	30	30
	Automatizado	48	48	30	30	30
Media	Conv.	30.23	37.02	546.60	493.10	53.50
	Automatizado	20.81	24.99	571.57	560.20	11.37
Mediana	Conv.	29.55	36.35	546	490	54
	Automatizado	20.60	25.00	571.5	560.5	11
Min	Conv.	27.50	34.40	521	469	39
	Automatizado	20.00	24.80	551	540	6
Max	Conv.	34.20	40.90	573	526	69
	Automatizado	22.00	25.20	584	575	19
DE	Conv.	2.127	2.107	13.444	14.677	7.361
	Automatizado	0.562	0.111	7.864	8.719	2.748
CV (%)	Conv.	7.0	5.7	2.5	3.0	13.8

Estadístico	Sistema	TEC (°C)	TSC (°C)	P. Bruta	P. Neta	Desperdicio
	Automatizado	2.7	0.4	1.4	1.6	24.2

Nota. TEC: temperatura de entrada del refrigerante; TSC: temperatura de salida del refrigerante; SD: desviación estándar; CV: coeficiente de variación. P. bruta, P. neta y Desperdicio en unidades/día..

En cuanto a los indicadores productivos, la producción bruta aumentó moderadamente de 546,60 a 571,57 unidades diarias (+24,97), mientras que la producción neta presentó un cambio más significativo, al pasar de 493,10 a 560,20 unidades diarias (+67,10). La brecha entre producción bruta y neta se redujo drásticamente: con el sistema convencional se perdieron en promedio 53,50 unidades diarias, mientras que con el automatizado esa pérdida descendió a 11,37 unidades. Este patrón sugirió que el aumento de la producción neta se originó principalmente en la reducción del desperdicio y no tanto en un incremento de la velocidad de fabricación.

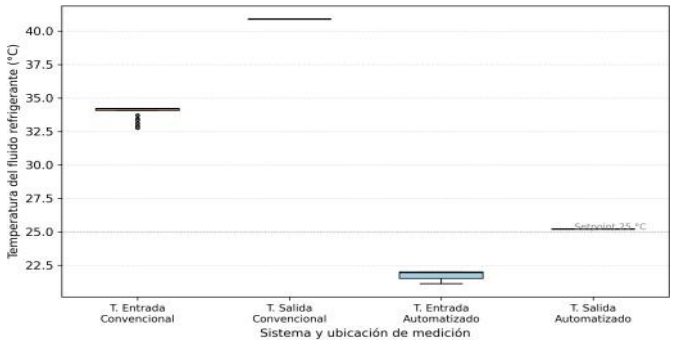


Fig. 1. Distribución de las temperaturas del fluido refrigerante a la entrada (TEC) y a la salida (TSC) de la cámara para el sistema convencional y el automatizado.

La Fig. 1 muestra la distribución de las temperaturas en ambos sistemas. Las cajas correspondientes al sistema automatizado fueron notablemente más estrechas, especialmente en la temperatura de salida, donde la dispersión fue prácticamente nula. No se observó solapamiento entre las cajas en ninguna de las dos ubicaciones de medición, lo que anticipó el resultado de las pruebas inferenciales.

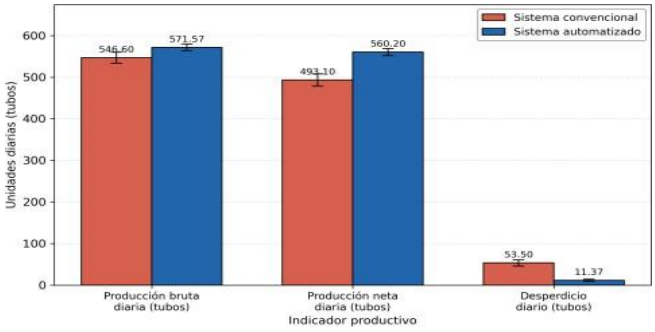


Fig. 2. Promedios y desviaciones estándar de la producción bruta, la producción neta y el desperdicio diario en ambos sistemas.

La Fig. 2 presenta la comparación de los promedios y desviaciones estándar de los tres indicadores productivos. La diferencia más pronunciada correspondió al desperdicio, con una reducción superior a las cuarenta unidades diarias, seguida por el incremento de la producción neta. La producción bruta mostró una diferencia moderada, consistente con el carácter incremental de la mejora en velocidad de línea.

El análisis inferencial se presenta en la Tabla II. Para las variables térmicas (TEC y TSC), la prueba de Shapiro–Wilk rechazó la hipótesis nula de normalidad en ambos sistemas con $p < 0,05$, lo que motivó la aplicación de la prueba no paramétrica de Mann–Whitney. El estadístico U fue igual a cero en ambos casos, lo que indicó separación absoluta entre las distribuciones: todas las observaciones del sistema automatizado fueron inferiores a todas las del convencional, sin solapamiento alguno. Los valores de probabilidad resultaron inferiores a 0,00001. El tamaño de efecto compatible, la delta de Cliff, alcanzó el valor $\delta = -1,000$ en ambas variables, confirmando la magnitud extrema de la diferencia.

TABLA II

Pruebas inferenciales, tamaños del efecto y potencia post-hoc para la comparación convencional vs. automatizada

Variable	Prueba	Estadístico	gl	p	Δ media	IC 95%	Tamaño efecto	Potencia (1−β)
TEC (°C)	Mann–Whitney	U = 0	—	<0.00001	−8.900	8.30 ; 9.70	δ = −1.000	>0.99
TSC (°C)	Mann–Whitney	U = 0	—	<0.00001	−11.300	10.80 ; 12.30	δ = −1.000	>0.99
P. Bruta	Welch	t = −8.780	46.766	<0.00001	−24.967	−30.69 ; −19.25	d = −2.27	1.000
Desperdicio	Welch	t = 29.370	36.928	<0.00001	+42.133	39.23 ; 45.04	d = 7.58	1.000
P. Neta	Welch	t = −21.529	47.204	<0.00001	−67.100	−73.37 ; −60.83	d = −5.56	1.000

Nota. H_a: $\mu_Conv \neq \mu_Autom$. Δ media = media(Convencional) − media(Automatizado). δ: delta de Cliff (no paramétrico); d: d de Cohen (paramétrico). Potencia post-hoc calculada para un α de dos colas = 0.05 y el tamaño del efecto observado.

Para las variables productivas, Shapiro–Wilk confirmó la normalidad en ambos sistemas ($p > 0,05$), mientras que Levene detectó varianzas significativamente diferentes ($p < 0,05$). En consecuencia, se aplicó la prueba de Welch, robusta frente a la heterocedasticidad. La producción bruta mostró una diferencia de medias de −24,967 unidades (IC 95 %: −30,69 a −19,25), confirmando un incremento significativo de aproximadamente veinticinco unidades. El desperdicio presentó una diferencia de +42,133 unidades (IC 95 %: 39,23 a 45,04), validando una reducción de más de cuarenta unidades diarias. La producción neta mostró la diferencia más abultada: −67,100 unidades (IC 95 %: −73,37 a −60,83). En todos los casos $p < 0,00001$.

Los tamaños de efecto fueron notables: $d = -2,27$ para producción bruta, $d = +7,58$ para desperdicio y $d = -5,56$ para producción neta, todos clasificados como efectos «muy grandes» según los criterios de Cohen [33]. La potencia estadística post-hoc ($1 - \beta$) superó 0,99 en todos los contrastes, incluidas las variables térmicas evaluadas con Mann–Whitney, lo que confirma que el tamaño muestral empleado ($n = 48$ y $n = 30$) fue adecuado para detectar los efectos observados con un margen de seguridad amplio.

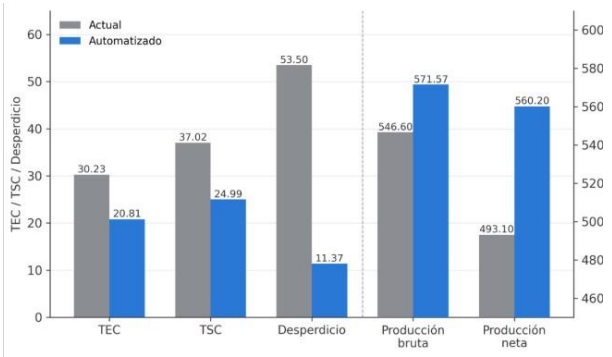


Fig. 3. Coeficiente de variación de los indicadores térmicos y productivos en ambos sistemas.

La Fig. 3 sintetiza la reducción del coeficiente de variación en todos los indicadores, con la única excepción del desperdicio, cuyo CV aumentó en términos relativos debido a que su media se redujo drásticamente. La reducción más pronunciada correspondió a la temperatura de salida, que pasó de 5,7 % a 0,4 %, seguida por la temperatura de entrada, que descendió de 7,0 % a 2,7 %. La producción bruta y la producción neta también exhibieron reducciones notables del CV, consistentes con un proceso más estable y predecible bajo el sistema automatizado.

V. DISCUSIÓN

Los resultados cuantitativos confirmaron que el sistema convencional operó con una temperatura media de salida de 37,02 °C (DT = 2,107; CV = 5,7 %), muy por encima del setpoint de 25 °C, con valores máximos de 40,9 °C. Esta dispersión resultó consistente con lo reportado en [11] sobre la heterogeneidad radial y temporal de la temperatura en sistemas de control manual. Asimismo, en [4] se observó que el ajuste manual del caudal refrigerante introdujo picos térmicos transitorios que afectaron de manera no lineal la cinética de degradación del PVC [5]. La desviación estándar de 2,107 °C en la temperatura de salida confirmó la observación de [2] sobre la sensibilidad del PVC a las excursiones térmicas por encima del umbral de procesamiento, así como lo señalado por [23], [24] sobre la dependencia exponencial del índice de consistencia con la temperatura, donde una variación de 5 °C produjo cambios del 15–20 % en la viscosidad del fundido. En [20] se indicó que la ventana de procesamiento seguro del PVC rígido (160–200 °C) impuso tolerancias térmicas exigentes que los sistemas manuales rara vez pudieron cumplir de manera sostenida.

El sistema automatizado (PID) redujo la temperatura media de salida a 24,99 °C (DT = 0,111; CV = 0,4 %), cumpliendo el setpoint de 25 °C con una desviación de apenas 0,01 °C. Esta precisión superó lo reportado en [9], donde se desarrolló un sensor soft para monitoreo en tiempo real del perfil de temperatura de masa fundida. La reducción del CV de 5,7 % a 0,4 % en la temperatura de salida, equivalente a una banda de operación de 0,33 °C al 99,7 % de confianza (regla de tres sigma), confirmó lo señalado en [13] sobre la mejora del Cpk tras controlar variables térmicas críticas. En [15] se confirmó que la mayoría de defectos visualizables en tubo extruido correlacionaron con excursiones térmicas previas; la supresión de estos picos en el sistema automatizado validó esta conexión. En [16] y [17] se integraron arquitecturas de Industria 4.0 con monitoreo en línea; el presente estudio demostró que incluso un lazo PID clásico, sin inteligencia artificial, logró una estabilización térmica comparable. En el plano productivo, la producción bruta aumentó de 546,60 a 571,57 unidades (+24,97), el desperdicio descendió de 53,50 a 11,37 unidades (−78,7 %) y la producción neta aumentó de 493,10 a 560,20 unidades (+67,10), patrones consistentes con [21] y [22] sobre la redistribución de tensiones residuales y su impacto sobre la calidad dimensional.

El procedimiento escalonado siguiendo [28], [29], [30], [27] arrojó resultados concluyentes. Para las variables térmicas, Shapiro–Wilk rechazó la normalidad ($p < 0,05$), motivando Mann–Whitney, que obtuvo $U = 0$ con $p < 0,00001$, indicando separación absoluta. La delta de Cliff alcanzó $\delta = -1,000$, valor que confirma la magnitud extrema de la diferencia y que resulta metodológicamente coherente con la prueba no paramétrica empleada. Para las variables productivas, Welch confirmó diferencias significativas en producción bruta, desperdicio y producción neta, con tamaños de efecto d de Cohen clasificados como «muy grandes» ($|d| \geq 1,3$) según los criterios de [33]. La potencia post-hoc superó 0,99 en todos los contrastes, lo que sustenta con cálculos concretos —no con afirmaciones genéricas— la adecuación del tamaño muestral empleado. El procedimiento resultó defendible metodológicamente según la declaración de la American Statistical Association [35]. Esta validación estadística rigurosa cerró la brecha metodológica identificada en la literatura, donde los estudios previos se centraron en el desempeño del lazo de control [9], [10] o en el análisis descriptivo de la variabilidad [11], [14], pero pocos aplicaron un diseño comparativo con inferencia estadística rigurosa.

A. Limitaciones y posibilidades de generalización

Es necesario diferenciar con nitidez entre los hallazgos empíricos medidos durante el período de estudio y las proyecciones extrapoladas a horizontes temporales mayores. Los resultados de las Tablas I y II, así como de las Figs. 1 a 3, corresponden a mediciones directas realizadas sobre la línea industrial y constituyen evidencia empírica de la reducción de la variabilidad térmica y del desperdicio en las condiciones observadas. Cualquier extrapolación a beneficios económicos anuales, reducciones acumuladas de rechazos o impactos sobre la vida útil del producto debe interpretarse como una proyección modelada a partir de la literatura [2], [6], [20] y no como una medición directa del presente estudio.

Las principales limitaciones del diseño son: (i) al tratarse de un diseño cuasi-experimental antes/después en una sola unidad productiva, no se controlaron explícitamente efectos de aprendizaje del operador, deriva temporal de la máquina ni cambios estacionales no observados entre el primer y segundo trimestre; (ii) las observaciones dentro de cada período podrían presentar correlación temporal no modelada (autocorrelación día a día), por lo que los valores p reportados deben interpretarse como conservadores; (iii) la generalización a otras

plantas, formulaciones o diámetros de tubo requiere replicación; (iv) no se evaluaron propiedades mecánicas del producto terminado, por lo que la conexión entre estabilidad térmica y calidad dimensional se basa en la literatura [21], [22] y no en mediciones directas del presente estudio; y (v) la sostenibilidad de las ganancias observadas dependerá de la estabilidad de la formulación del compuesto, del mantenimiento del lazo PID y de la replicación del experimento en condiciones operativas diversas. Se estima que estos hallazgos son transferibles a plantas de extrusión de PVC con configuración similar, pero su extrapolación a otros polímeros o procesos requiere validación adicional.

VI. CONCLUSIONES

El objetivo general de evaluar, mediante análisis estadístico inferencial, el impacto del sistema automatizado de control térmico sobre la estabilidad del proceso de enfriamiento y sobre los indicadores de producción bruta, producción neta y desperdicio se cumplió. Las pruebas escalonadas (Shapiro–Wilk, Levene, Mann–Whitney y Welch) permitieron contrastar rigurosamente ambos sistemas y cuantificar las diferencias con intervalos de confianza al 95 %, tamaños de efecto apropiados a cada prueba (δ de Cliff para variables no paramétricas; d de Cohen para variables paramétricas) y potencia post-hoc superior a 0,99 en todos los contrastes.

La caracterización de la línea base operativa del sistema convencional mostró una temperatura media de salida de 37,02 °C (CV = 5,7 %), muy por encima del setpoint de 25 °C, y un desperdicio medio de 53,50 unidades diarias. La cuantificación del sistema automatizado bajo condiciones comparables mostró una temperatura media de salida de 24,99 °C (CV = 0,4 %), un desperdicio de 11,37 unidades diarias y una producción neta de 560,20 unidades diarias. Todas las pruebas arrojaron $p < 0{,}00001$ con intervalos de confianza que no incluyeron el cero. La reducción del desperdicio alcanzó el 78,7 % y la producción neta aumentó en 67,10 unidades diarias.

Los resultados medidos indican que la estabilidad térmica, y no la velocidad mecánica, fue el factor determinante de las ganancias de producción neta observadas, dado que el incremento en producción bruta fue moderado (24,97 unidades) mientras que la reducción del desperdicio fue sustantiva (42,13 unidades). Esta interpretación es consistente con el diseño cuasi-experimental empleado, aunque no permite establecer causalidad estricta. Se proyecta que la sostenibilidad de estas ganancias en horizontes extendidos requerirá la replicación del experimento en condiciones operativas diversas y la validación directa sobre las propiedades del producto; esta proyección no constituye un hallazgo empírico del presente estudio y debe interpretarse como una estimación derivada de la literatura [2], [6], [20].

AGRADECIMIENTO

Esta investigación se desarrolló en el marco del proyecto de investigación institucional sobre optimización de procesos de extrusión polimérica, Vicerrectoría de Investigación de la universidad sede del estudio. Se agradece a la empresa JASPLAST por facilitar el acceso a la línea de producción para la recolección de datos en condiciones reales de operación, así como al personal técnico por su colaboración durante las mediciones.

REFERENCIAS

[1] W. H. Starnes, "Structural and mechanistic aspects of the thermal degradation of poly(vinyl chloride)," Prog. Polym. Sci., vol. 27, no. 10, pp. 2133–2170, Dec. 2002, doi: 10.1016/S0079-6700(02)00063-1.

[2] J. Yu, L. Sun, C. Ma, Y. Qiao, and H. Yao, "Thermal degradation of PVC: A review," Waste Manag., vol. 48, pp. 300–314, Feb. 2016, doi: 10.1016/j.wasman.2015.11.041.

[3] Z. Xu, S. S. Kolapkar, S. Zinchik, E. Bar-Ziv, and A. G. McDonald, "Comprehensive kinetic study of thermal degradation of polyvinylchloride (PVC)," Polym. Degrad. Stab., vol. 176, p. 109148, Jun. 2020, doi: 10.1016/j.polymdegradstab.2020.109148.

[4] C. Abeykoon, P. J. Martin, A. L. Kelly, K. Li, and E. C. Brown, "Investigation of the temperature homogeneity of die melt flows in polymer extrusion," Polym. Eng. Sci., vol. 54, no. 10, pp. 2430–2440, Nov. 2013, doi: 10.1002/pen.23784.

[5] C. Abeykoon, P. Pérez, and A. L. Kelly, "The effect of materials' rheology on process energy consumption and melt thermal quality in polymer extrusion," Polym. Eng. Sci., vol. 60, no. 6, pp. 1244–1265, Apr. 2020, doi: 10.1002/pen.25377.

[6] W. H. Starnes and X. Ge, "Mechanism of autocatalysis in the thermal dehydrochlorination of poly(vinyl chloride)," Macromolecules, vol. 37, no. 2, pp. 352–359, Jan. 2004, doi: 10.1021/ma0352835.

[7] P. Cruz, L. da Silva, R. Fiuza-Jr, and H. Polli, "Thermal dehydrochlorination of pure PVC polymer: Part I—thermal degradation kinetics by thermogravimetric analysis," J. Appl. Polym. Sci., vol. 138, no. 25, Feb. 2021, doi: 10.1002/app.50598.

[8] M. Benková, D. Bednárová, and G. Bogdanovská, "Process capability evaluation using capability indices as a part of statistical process control," Mathematics, vol. 12, no. 11, p. 1679, May 2024, doi: 10.3390/math12111679.

[9] C. Abeykoon, "A novel soft sensor for real-time monitoring of the die melt temperature profile in polymer extrusion," IEEE Trans. Ind. Electron., vol. 61, no. 12, pp. 7113–7123, Dec. 2014, doi: 10.1109/TIE.2014.2321345.

[10] A. Shaalan, A. El-Nagar, M. El-Bardini, and M. Sharaf, "Embedded fuzzy sliding mode control for polymer extrusion process," ISA Trans., vol. 103, pp. 237–251, Aug. 2020, doi: 10.1016/j.isatra.2020.03.026.

[11] C. Abeykoon, P. J. Martin, A. L. Kelly, and E. C. Brown, "A review and evaluation of melt temperature sensors for polymer extrusion," Sens. Actuators A Phys., vol. 182, pp. 16–27, Aug. 2012, doi: 10.1016/j.sna.2012.04.026.

[12] S. Chakraborti and M. A. Graham, "Nonparametric (distribution-free) control charts: An updated overview and some results," Qual. Eng., vol. 31, no. 4, pp. 523–544, Oct. 2019, doi: 10.1080/08982112.2018.1549330.

[13] B. Singh and S. Mahendru, "Enhancing the capability of a PVC pipe extrusion process through the Six Sigma's strategic approach," Int. J. Six Sigma Compet. Advant., vol. 13, no. 1/2/3, p. 311, 2021, doi: 10.1504/IJSSCA.2021.120220.

[14] N. Ranjan, "Process capability analysis for fabrication of high elongated PVC polymer using extrusion process," Mater. Today Proc., vol. 48, pp. 1731–1734, 2022, doi: 10.1016/j.matpr.2021.10.040.

[15] C. Jo, W. Jang, Y. Seo, and B. Kim, "In situ surface defect detection in polymer tube extrusion: AI-based real-time monitoring approach," Sensors, vol. 24, no. 6, p. 1791, Mar. 2024, doi: 10.3390/s24061791.

[16] N. Munir et al., "Interpretable machine learning methods for monitoring polymer degradation in extrusion of polylactic acid," Polymers, vol. 15, no. 17, p. 3566, Aug. 2023, doi: 10.3390/polym15173566.

[17] L. Hilliou and J. Covas, "In-process rheological monitoring of extrusion-based polymer processes," Polym. Int., vol. 70, no. 1, pp. 24–33, Sep. 2020, doi: 10.1002/pi.6093.

[18] D. Li and P. Liu, "Trends and prospects for thermal stabilizers in polyvinyl chloride," J. Vinyl Addit. Technol., vol. 28, no. 4, pp. 669–688, Oct. 2022, doi: 10.1002/vnl.21952.

[19] C. Jubsilp, A. Asawakosinchai, P. Mora, D. Saramas, and S. Rimdusit, "Effects of organic based heat stabilizer on properties of polyvinyl chloride for pipe applications: A comparative study with Pb and CaZn systems," Polymers, vol. 14, no. 1, p. 133, Dec. 2021, doi: 10.3390/polym14010133.

[20] P. Mousseau, D. Delaunay, and N. Lefèvre, "Analysis of heat transfer in PVC profiles during the extrusion calibration/cooling step," Int. Polym. Process., vol. 24, no. 2, pp. 122–132, May 2009, doi: 10.3139/217.2170.

[21] S. Deveci, B. Eryigit, and S. Nestelberger, "Re-distribution of residual stress in polymer extrusion: An eccentric approach," Polym. Test., vol. 93, p. 106971, Jan. 2021, doi: 10.1016/j.polymertesting.2020.106971.

[22] S. R. Doshi, "Prediction of residual stress distribution in plastic pipe extrusion," J. Vinyl Technol., vol. 11, no. 4, pp. 190–194, Dec. 1989, doi: 10.1002/vnl.730110410.

[23] J.-Z. Liang, "Characteristics of melt shear viscosity during extrusion of polymers," Polym. Test., vol. 21, no. 3, pp. 307–311, 2002, doi: 10.1016/S0142-9418(01)00088-5.

[24] I. K. Park, "Effect of extrusion temperature on elongational flow behavior of PVC melt," J. Vinyl Technol., vol. 3, no. 3, pp. 157–160, Sep. 1981, doi: 10.1002/vnl.730030304.

[25] Z. Jalilibal, A. Amiri, P. Castagliola, and M. Khoo, "Monitoring the coefficient of variation: A literature review," Comput. Ind. Eng., vol. 161, p. 107600, Nov. 2021, doi: 10.1016/j.cie.2021.107600.

[26] G. D. Ruxton, "The unequal variance t-test is an underused alternative to Student's t-test and the Mann-Whitney U test," Behav. Ecol., vol. 17, no. 4, pp. 688–690, Jul. 2006, doi: 10.1093/beheco/ark016.

[27] M. Delacre, D. Lakens, and C. Leys, "Why psychologists should by default use Welch's t-test instead of Student's t-test," Int. Rev. Soc. Psychol., vol. 30, no. 1, pp. 92–101, Apr. 2017, doi: 10.5334/irsp.82.

[28] N. M. Razali and Y. B. Wah, "Power comparisons of Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors and Anderson-Darling tests," J. Stat. Comput. Simul., vol. 81, no. 11, pp. 2141–2151, Nov. 2011, doi: 10.1080/00949655.2010.520163.

[29] W. J. Conover, M. E. Johnson, and M. M. Johnson, "A comparative study of tests for homogeneity of variances, with applications to the outer continental shelf bidding data," Technometrics, vol. 23, no. 4, pp. 351–361, Nov. 1981, doi: 10.1080/00401706.1981.10487680.

[30] N. Nachar, "The Mann-Whitney U: A test for assessing whether two independent samples come from the same distribution," Tutor. Quant. Methods Psychol., vol. 4, no. 1, pp. 13–20, Mar. 2008, doi: 10.20982/tqmp.04.1.p013.

[31] M. Delacre, D. Lakens, and C. Leys, "Why psychologists should by default use Welch's t-test instead of Student's t-test," Int. Rev. Soc. Psychol., vol. 30, no. 1, pp. 92–101, Apr. 2017, doi: 10.5334/irsp.82.

[32] M. W. Fagerland, "t-tests, non-parametric tests, and large studies — a paradox of statistical practice?," BMC Med. Res. Methodol., vol. 12, no. 78, pp. 1–5, Jun. 2012, doi: 10.1186/1471-2288-12-78.

[33] J. Cohen, "A power primer," Psychol. Bull., vol. 112, no. 1, pp. 155–159, Jul. 1992, doi: 10.1037/0033-2909.112.1.155.

[34] D. W. Zimmerman and B. D. Zumbo, "Rank transformations and the power of the Student t test and Welch t' test for non-normal populations with unequal variances," Can. J. Exp. Psychol., vol. 47, no. 4, pp. 523–539, Dec. 1993, doi: 10.1037/h0078850.

[35] R. L. Wasserstein and N. A. Lazar, "The ASA statement on p-values: Context, process, and purpose," Am. Stat., vol. 70, no. 2, pp. 129–133, Apr. 2016, doi: 10.1080/00031305.2016.1154108.

[36] E. C. Uchofen Ayala, J. Sánchez Pérez, y M. Arroyo Ulloa, "Diseño de un Sistema de Control de Temperatura para Incrementar las Utilidades en el Proceso de Secado de Fideos," en LEIRD 2025, Cartagena, 2025.

[37] D. A. Flores Baldera et al., "Evaluación y Diseño de un Sistema Automatizado para Incrementar la Productividad del Proceso de Pelado y Corte de Piña," en LACCEI 2026, Chile, 2026.