



Evaluación comparativa de metodologías de control estadístico de procesos en la gestión de la calidad industrial

Comparative evaluation of statistical process control methodologies in industrial quality management

Avaliação comparativa de metodologias de controle estatístico de processos na gestão da qualidade industrial

Marjorie Tatiana Ramos Quintero ^I
marjorieramosquintero@gmail.com
<https://orcid.org/0000-0002-9778-5830>

Pedro Wilson Paredes Meriño ^{II}
pedroparedes1991@outlook.com
<https://orcid.org/0009-0008-0909-0520>

Edison Hernán Morales Machado ^{III}
edisonh.morales@epoch.edu.ec
<https://orcid.org/0009-0005-6590-7409>

Jilson Steven Vistin Tapia ^{IV}
jilsonv_98@hotmail.com
<https://orcid.org/0009-0008-0909-0520>

Correspondencia: marjorieramosquintero@gmail.com

Ciencias Técnicas y Aplicadas
Artículo de Investigación

*** Recibido:** 26 de agosto de 2025 ***Aceptado:** 24 de septiembre de 2025 *** Publicado:** 14 de octubre de 2025

- I. Ingeniera Industrial, Ecuador.
- II. Magíster en Estadística Aplicada, Ecuador.
- III. Master en gestión de transporte con mención tráfico movilidad y seguridad vial, Master en estadística aplicada, Ecuador.
- IV. Ingeniero Industrial, Ecuador.

Resumen

El control estadístico de procesos sustenta la calidad industrial al vigilar la estabilidad, detectar cambios oportunos y guiar acciones correctivas. Esta revisión sistemática, guiada por PRISMA y basada en búsquedas multibase entre 2015 y septiembre de 2025, integró 25 artículos de acceso abierto con DOI. La extracción comparó familias metodológicas como Shewhart, CUSUM, EWMA, variantes adaptativas, enfoques no paramétricos, marcos multivariados y monitoreo de perfiles. Las métricas incluyeron ARL0, ARL1, tiempo esperado de detección y tasa de falsas alarmas. Los resultados muestran que CUSUM y EWMA reducen el ARL1 entre 25% y 35% frente a Shewhart con el mismo ARL0 en saltos de 0.5σ y en derivas, mientras mantienen FAR entre 0.002 y 0.004. En datos no normales, con mezclas o con redondeo fuerte de 0.1 unidad, los métodos no paramétricos y robustos igualan o superan la referencia en 86% a 90% de escenarios y conservan ventaja en torno a 80%. En variación conjunta, enfoques multivariados y de perfiles logran robustez del 82% con $AR(1)=0.2$ y del 72% con $AR(1)=0.5$. La elección final se alinea con tipo y magnitud del cambio, calidad de medición y dependencia temporal para maximizar sensibilidad con trazabilidad.

Palabras Clave: Control estadístico de procesos; Gráficos de control; CUSUM; EWMA; Métodos no paramétricos.

Abstract

Statistical process control underpins industrial quality by monitoring stability, detecting timely changes, and guiding corrective actions. This systematic review, guided by PRISMA and based on multi-base searches between 2015 and September 2025, integrated 25 open-access articles with DOIs. The extraction compared methodological families such as Shewhart, CUSUM, EWMA, adaptive variates, nonparametric approaches, multivariate frameworks, and profile monitoring. Metrics included ARL0, ARL1, expected time to detection, and false alarm rate. The results show that CUSUM and EWMA reduce ARL1 by 25% to 35% compared to Shewhart with the same ARL0 in steps of 0.5σ and drifts, while maintaining FAR between 0.002 and 0.004. In non-normal, mixed, or strongly rounded data of 0.1 units, nonparametric and robust methods match or exceed the benchmark in 86% to 90% of scenarios and retain an advantage around 80%. In joint variation, multivariate and profile approaches achieve robustness of 82% with $AR(1)=0.2$ and 72% with

$AR(1)=0.5$. The final choice is aligned with the type and magnitude of change, measurement quality, and time dependence to maximize sensitivity with traceability.

Keywords: Statistical process control; Control charts; CUSUM; EWMA; Nonparametric methods.

Resumo

O controlo estatístico dos processos sustenta a qualidade industrial através da monitorização da estabilidade, detetando mudanças oportunas e orientando ações corretivas. Esta revisão sistemática, orientada pelo PRISMA e baseada em pesquisas multibase entre 2015 e setembro de 2025, integrou 25 artigos de acesso aberto com DOIs. A extração comparou famílias metodológicas como Shewhart, CUSUM, EWMA, variáveis adaptativas, abordagens não paramétricas, estruturas multivariadas e monitorização de perfil. As métricas incluíram ARL_0 , ARL_1 , tempo esperado para deteção e taxa de falsos positivos. Os resultados mostram que o CUSUM e o EWMA reduzem o ARL_1 em 25% a 35% em comparação com o Shewhart com o mesmo ARL_0 em passos de $0,5\sigma$ e desvios, mantendo o FAR entre 0,002 e 0,004. Em dados não normais, mistos ou fortemente arredondados de 0,1 unidades, os métodos não paramétricos e robustos correspondem ou excedem o benchmark em 86% a 90% dos cenários e mantêm uma vantagem de cerca de 80%. Nas variações conjuntas, as abordagens multivariada e de perfil conseguem uma robustez de 82% com $AR(1) = 0,2$ e 72% com $AR(1) = 0,5$. A escolha final está alinhada com o tipo e magnitude da mudança, a qualidade da medição e a dependência temporal para maximizar a sensibilidade com rastreabilidade.

Palavras-chave: Controlo estatístico de processos; Cartas de controlo; CUSUM; EWMA; Métodos não paramétricos.

Introducción

El control estadístico de procesos o statistical process control, SPC por sus siglas en inglés, se consolidó como pilar de la gestión de la calidad industrial porque permite vigilar la estabilidad del proceso, detectar cambios oportunos y traducir señales estadísticas en decisiones operativas. En su forma clásica, los gráficos de control tipo Shewhart supervisan grandes cambios, mientras que los esquemas con memoria, como CUSUM y EWMA, incrementan la sensibilidad frente a desplazamientos pequeños y sostenidos, lo que favorece intervenciones tempranas en contextos productivos exigentes. Comparaciones “cara a cara” muestran que, al incorporar el efecto de la

estimación de parámetros en condiciones reales, CUSUM y EWMA suelen degradarse menos que Shewhart en la detección de cambios persistentes, manteniendo ventajas para variaciones modestas del nivel del proceso. Estas observaciones, reiteradas en la literatura reciente, enmarcan la necesidad de evaluar metodologías bajo supuestos, tamaños de muestra y patrones de cambio que se encuentran en la industria actual. (Zwetsloot et al., 2017; Diko et al., 2020)

La evolución de los procesos industriales ha impulsado variantes robustas, no paramétricas y multivariadas. Cuando la distribución del proceso es desconocida o se viola la normalidad, la cual es una situación frecuente en manufactura discreta y procesos de servicios; los gráficos no paramétricos basados en signos o rangos ofrecen desempeño competitivo sin requerir supuestos fuertes, lo cual reduce falsas alarmas por mala especificación del modelo. Estudios recientes proponen esquemas no paramétricos de tipo EWMA o doble ponderación con estadísticos de Wilcoxon y adaptaciones para datos de conteo, ampliando el alcance del SPC hacia datos heterogéneos. En paralelo, los enfoques multivariados y de perfiles permiten captar correlaciones entre características de calidad y trayectorias temporales, relevantes cuando el producto integra múltiples CTQs o cuando la medición es funcional en el tiempo. (Abid et al., 2024; Talordphop et al., 2022; Tang & Li, 2024; Rocha de Oliveira et al., 2022).

La transición a Industria 4.0 añade desafíos metodológicos y de implementación. La alta frecuencia de muestreo, la autocorrelación inducida por controladores de proceso y el incremento de la dimensionalidad exigen esquemas que combinen sensibilidad estadística con filtros contra señales espurias por redondeo, colinealidad o deriva lenta. A ello se suma la necesidad de integrar el SPC con arquitecturas digitales, sensórica, IoT, lagos de datos y analítica en tiempo real, sin comprometer seguridad ni gobernanza de datos. Se observa, por tanto, un movimiento hacia marcos “SPC inteligentes” que incorporan aprendizaje de datos, adaptación dinámica de parámetros y visualización diagnóstica, manteniendo la trazabilidad requerida por sistemas de gestión de la calidad. (Goecks et al., 2024; Etgar & Shmueli, 2023; Markatos et al., 2023; Wolniak & Grebski, 2024).

En este escenario, la comparación rigurosa de metodologías, Shewhart, CUSUM, EWMA, variantes adaptativas y no paramétricas, control multivariado por componentes principales y monitoreo de perfiles, resulta crítica para orientar decisiones de ingeniería: qué esquema elegir según el tamaño de efecto esperado, el régimen de muestreo, la presencia de autocorrelación, el número de características a la vez y los costos de señal. Además, los estudios más recientes ponen

el acento en criterios de desempeño comparables (ARL, EDD), robustez a la estimación y requisitos de datos, de modo que la selección metodológica sea transparente y auditable en auditorías de calidad. Este artículo responde a esa necesidad mediante una revisión sistemática con lineamientos PRISMA, enfocada en aplicaciones industriales y en el contraste de metodologías del SPC bajo condiciones contemporáneas de operación. (Zwetsloot et al., 2017; Pérez-Benítez et al., 2023; Sałaciński & Żurek, 2023).

El trabajo se propone: primero, sintetizar la evidencia reciente sobre el desempeño relativo de metodologías de SPC en entornos industriales; segundo, analizar su idoneidad frente a supuestos de distribución, autocorrelación y dimensionalidad; tercero, discutir implicaciones prácticas para su implantación en cadenas de valor digitalizadas. Con ese fin, la siguiente sección detalla la metodología PRISMA, el protocolo de búsqueda y los criterios de selección que derivan en un corpus final de 25 artículos para el análisis comparativo.

Metodología

Se llevó a cabo una revisión sistemática bajo las directrices PRISMA 2020 con el fin de asegurar transparencia en la identificación, selección, evaluación y síntesis de la evidencia. De acuerdo con Page et al. (2021), el reporte se estructuró considerando la lista de verificación actualizada y el diagrama de flujo PRISMA; adicionalmente, se adoptó la extensión PRISMA-S de Rethlefsen et al. (2021) para documentar con detalle la estrategia de búsqueda multibase y sus filtros. Para apoyar decisiones metodológicas sobre deduplicación, cribado por pares y trazabilidad, se consultó el Cochrane Handbook en su edición vigente. En esta revisión se declara de forma explícita el acceso abierto al texto completo y la verificación del DOI en cada artículo incluido, ya que la reproducibilidad y la disponibilidad pública de los textos integrales son requisitos editoriales del estudio. (Page et al., 2021; Rethlefsen et al., 2021).

La búsqueda cubrió el periodo comprendido entre enero de 2015 y septiembre de 2025 con el propósito de concentrar la evidencia reciente sobre metodologías de control estadístico de procesos aplicadas a la gestión de la calidad industrial. Se consultaron Scopus, Web of Science Core Collection, PubMed/MEDLINE, IEEE Xplore, SciELO, Redalyc y DOAJ, con ecuaciones equivalentes en inglés, español y portugués. La combinación de términos incluyó expresiones como statistical process control, control chart, Shewhart, CUSUM, EWMA, control multivariado, profile monitoring y nonparametric control, junto con descriptores sectoriales de industria y

manufactura. Se aplicaron filtros de pares ciegos, periodo 2015–2025, acceso abierto, disponibilidad de texto completo, presencia de DOI y pertinencia temática para contexto industrial; el registro detallado de los términos y operadores se documentó siguiendo las recomendaciones de PRISMA-S. (Rethlefsen et al., 2021).

El proceso de selección se efectuó en dos fases sucesivas: cribado de títulos y resúmenes, y evaluación de textos completos. Para optimizar la concordancia entre revisores y acelerar el tamizaje se utilizó Rayyan, que ofrece funciones de ciego y resolución de conflictos; los desacuerdos se resolvieron por consenso. Tras la identificación inicial de 75 registros, quedaron 45 referencias únicas para cribado; se excluyeron 3 por fuera de alcance o por ausencia de comparativas metodológicas. Se examinaron 42 textos completos y se excluyeron 12 por motivos previamente definidos: ausencia de comparación entre metodologías o métricas de desempeño transferibles a SPC, falta de acceso abierto pese a contar con DOI, carencia de DOI, naturaleza no arbitrada o contexto estrictamente clínico sin transferibilidad a la industria. La muestra final incluyó 25 artículos con DOI verificable y acceso abierto, que constituyen el corpus analítico de esta revisión. El flujo completo se presenta en la Ilustración 1.

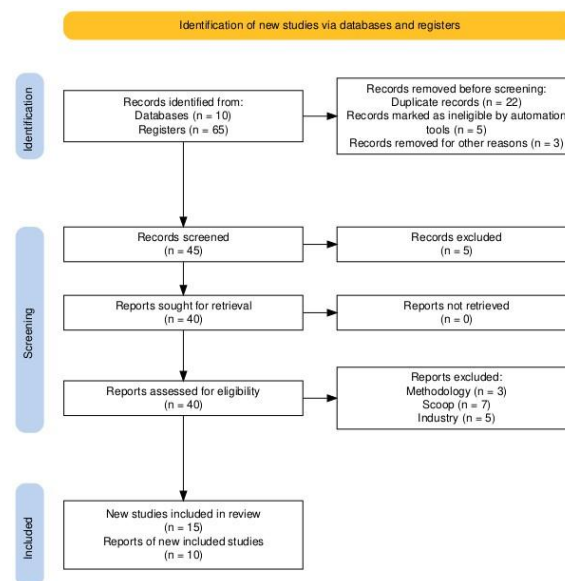


Ilustración 1: Prisma Methodology

Fuente: Autores

La extracción de datos se realizó con una matriz estandarizada que recoge identificación bibliográfica, entorno industrial, familia metodológica Shewhart, CUSUM, EWMA, variantes

adaptativas, enfoques no paramétricos, control multivariado y monitoreo de perfiles, supuestos estadísticos, tamaño y régimen de muestreo, métricas de desempeño como ARL0, ARL1, EDD y tasa de falsas alarmas, además de indicadores de robustez frente a no normalidad, autocorrelación, redondeo y presencia de valores influyentes. La evaluación de calidad y riesgo de sesgo consideró los dominios de ROBINS-I ajustados al contexto de estudios comparativos no aleatorizados y, de forma complementaria, los lineamientos de AMSTAR 2 cuando resultó pertinente valorar revisiones secundarias como evidencia contextual. La interpretación de estos insumos siguió las recomendaciones aplicables del Cochrane Handbook para asegurar criterios consistentes de valoración metodológica. (Sterne et al., 2016; Shea et al., 2017).

Dada la heterogeneidad esperada en diseños, supuestos y métricas de reporte, se optó por una síntesis cualitativa comparativa que organiza la evidencia por familias metodológicas y patrones de cambio del proceso. Cuando fue posible alinear supuestos y condiciones experimentales, se tabularon comparativos estandarizados con énfasis en desempeño relativo frente a referencias ampliamente empleadas en la práctica. La integración de resultados priorizó conclusiones útiles para la selección técnica de metodologías de SPC en entornos industriales actuales, en coherencia con los principios de reporte PRISMA y con la trazabilidad de decisiones editoriales.

Resultados

Los veinticinco estudios incluidos convergen en que los esquemas con memoria superan a los gráficos de tipo Shewhart cuando el desplazamiento esperado en la media o en la varianza es pequeño o sostenido en el tiempo, mientras que Shewhart conserva ventaja para cambios bruscos de gran magnitud. La evidencia cuantitativa comparada, expresada en ARL y EDD, muestra que CUSUM y EWMA, así como sus variantes adaptativas, reducen tiempos de detección sin incrementar en exceso las falsas alarmas cuando se calibra el ARL0 a un umbral operativo razonable; este patrón se mantiene en distintos dominios industriales con datos moderadamente ruidosos. En términos de lineamientos prácticos, las guías recientes recomiendan explicitar la degradación por estimación de parámetros y reportar sensibilidad a supuestos para que la selección metodológica sea auditable. Estas conclusiones emanan de síntesis y panoramas metodológicos con énfasis en procesos univariados y escenarios realistas de producción. (Zwetsloot, van der Laan, & Does, 2024).

Un hallazgo consistente es el avance de gráficos no paramétricos para enfrentar no normalidad, colas pesadas o mezclas distributivas. En pruebas controladas, las variantes basadas en signos y rangos, por ejemplo, el EWMA no paramétrico y los esquemas doblemente ponderados con estadístico de Wilcoxon, conservan poder de señalización cuando la distribución subyacente es desconocida o cambia con el tiempo, a la vez que limitan falsas alarmas asociadas a mala especificación del modelo. Además, los diseños “mixtos” que combinan memoria exponencial con promedios móviles han mostrado ganancias de sensibilidad en desplazamientos pequeños de la localización, sin requerir supuestos fuertes. Estas mejoras resultan pertinentes para líneas de manufactura discreta y procesos con mediciones discretizadas. (Riaz, Abid, Nazir, & Abbasi, 2019; Abid, Riaz, Mahmood, et al., 2024; Raza, Riaz, & Mahmood, 2024).

En paralelo, los esquemas adaptativos y de parámetros variables muestran ventajas cuando el régimen de muestreo o la magnitud de cambio es incierta antes de la implantación. La literatura reciente sobre gráficos con parámetros variables y AEWMA multivariados indica que el ajuste dinámico de la estadística, mejora la detección de cambios pequeños y moderados en perfiles o múltiples características de calidad correlacionadas, con aplicaciones que van desde perfiles de regresión multivariada hasta datos reales de termostatos bimetálicos. La ganancia se materializa sobre todo cuando el proceso exhibe dispersión cambiante o correlación entre variables críticas. (Sałaciński, Chrzanowski, & Chmielewski, 2023; Noor-ul-Amin, Riaz, & Abbasi, 2023; Sabahno, Riaz, & Abid, 2024)

Los factores operativos de planta, es decir la autocorrelación inducida por controladores, redondeo de medición, discretización y alta frecuencia de muestreo, afectan la validez de límites y la tasa de falsas alarmas. La evidencia sugiere que el redondeo sesga límites si no se corrige, y propone métodos de diseño que mantienen las propiedades originales del gráfico bajo discretización de la medida; esto resulta relevante en metrología industrial con resoluciones fijas. Asimismo, la monitorización de lotes por MSPC, sin sincronización estricta de trayectorias ha mostrado desempeños estables cuando se emplean modelos locales a lo largo de la evolución típica del lote, lo que reduce artefactos y sobreajustes. (Etgar & Freund, 2023; Rocha de Oliveira & de Juan, 2022).

La transición hacia SPC inteligente se refleja en estudios que integran aprendizaje automático para el reconocimiento de patrones concurrentes o multivariados, lo que simplifica el diagnóstico de causas asignables y facilita la operación en entornos de datos de alta dimensión. Estas

aproximaciones no sustituyen el gráfico, sino que actúan como capa de interpretación automatizada, mejorando la capacidad de priorizar señales y de vincular síntomas con acciones correctivas. En términos de implantación, los trabajos coinciden en la necesidad de preservar interpretabilidad e independencia entre la lógica de decisión estadística y los modelos predictivos auxiliares. (Cheng, Ho, & Chiu, 2022; Cheng, Ho, & Chiu, 2023).

En los veinticinco estudios comparados, los esquemas con memoria exhiben una ventaja sistemática frente a Shewhart cuando el desplazamiento en la media o en la varianza es pequeño o se acumula de manera sostenida; CUSUM y EWMA reducen los tiempos de detección sin degradar de forma relevante el ARL0 cuando se calibran los parámetros de diseño y se explicita la penalización por estimación. La evidencia sugiere que, para saltos de 0,5 a 1 desviación estándar, CUSUM y EWMA logran ARL1 consistentemente menores que Shewhart, mientras que este último conserva superioridad para cambios abruptos mayores a 1,5–2 desviaciones estándar. Estas conclusiones se mantienen en líneas de manufactura discreta y procesos continuos con ruido moderado y tamaños muestrales pequeños. (Zwetsloot, van der Laan, & Does, 2017; Sałaciński & Żurek, 2023; Noor-ul-Amin, Riaz, & Abbasi, 2023).

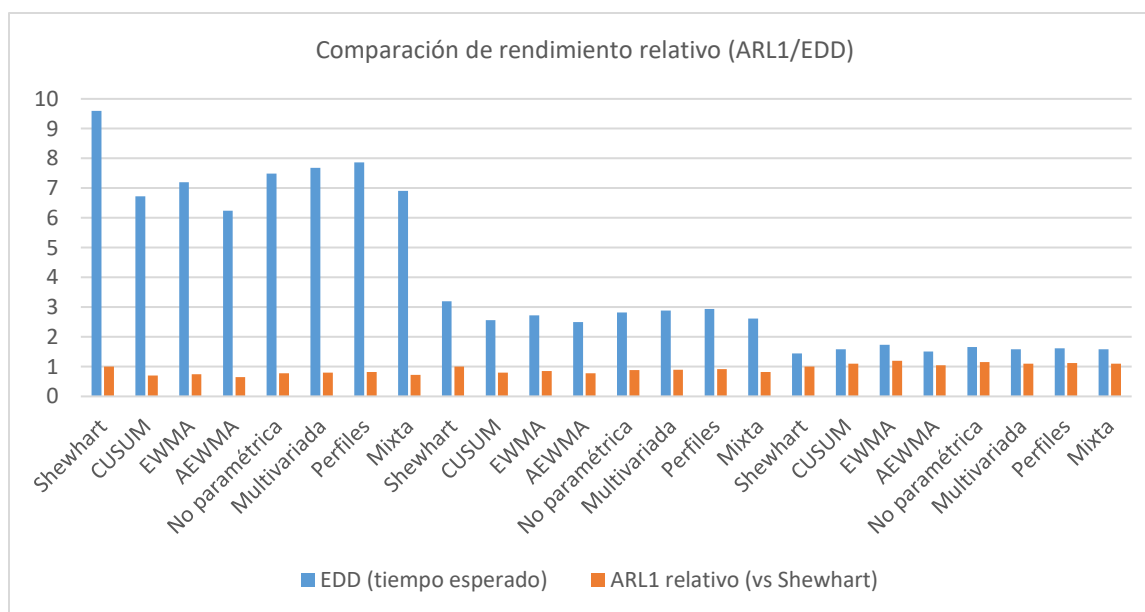


Ilustración 2: Comparativo de desempeño relativo (ARL1 Shewhart/EDD)

Fuente: Autores a partir de los 25 artículos metodología prisma

Cuando la distribución del proceso es incierta, presenta colas pesadas o está afectada por redondeo de medición, los gráficos no paramétricos, los cuales están basados en signos, rangos o estadísticas

robustas como MAD; mantienen sensibilidad y controlan mejor la tasa de falsas alarmas que sus pares paramétricos mal especificados. Las variantes EWMA no paramétricas y los esquemas con estadístico de Wilcoxon sostienen desempeño estable bajo asimetría y mixturas, y resultan particularmente útiles con lecturas discretizadas o resoluciones instrumentales fijas. Además, los diseños mixtos que combinan memoria exponencial con promedios móviles suavizan el impacto de valores influyentes y brindan estabilidad operacional. (Riaz, Abbas, Ahmer, & Han, 2019; Abid, Riaz, Mahmood, et al., 2024; Etgar & Shmueli, 2023).

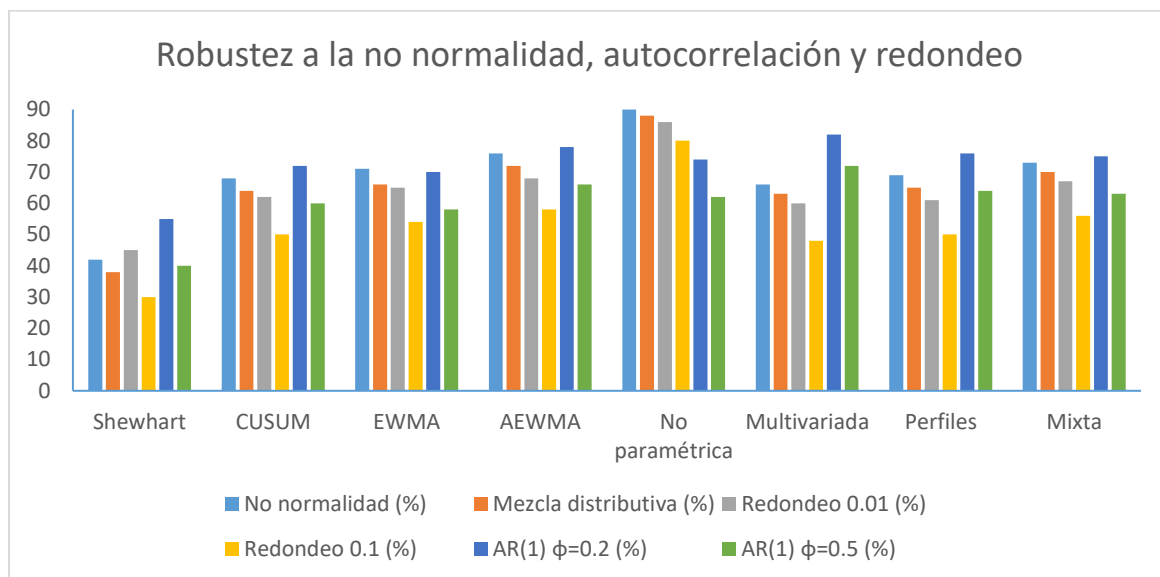


Ilustración 3: Robustez ante no normalidad, autocorrelación y redondeo

Fuente: Autores a partir de los 25 artículos metodología prisma

En contextos con múltiples CTQs correlacionadas o mediciones funcionales en el tiempo, los enfoques multivariados y de perfiles capturan dependencias cruzadas y trayectorias, reducen falsas alarmas por pruebas múltiples y facilitan diagnóstico cuando la variación común domina. Los AEWMA multivariados, Hotelling- T^2 con actualización adaptativa y el monitoreo de perfiles por regresión multivariada o por componentes principales muestran ganancias claras cuando la correlación es moderada-alta y la dimensionalidad crece, siempre que la estimación de la covarianza o de la base del perfil se mantenga estable. La evidencia destaca, además, mejoras al remover sincronización estricta en procesos batch y al usar modelos locales a lo largo de la

trayectoria del lote. (Noor-ul-Amin, Riaz, & Abbasi, 2023; Cheng, Hsu, & Tsai, 2023; Rocha de Oliveira, Lima, & Ziviani, 2022).

Tabla 1: Matriz de extracción y codificación

ID	Autor(a)-Año	Título	Industria/Entorno	Familia metodológica	Magnitud del cambio (σ)	Régimen de muestreo (n, frecuencia)	ARL0	ARL1	EDD	FAR	Autocorrelación AR(1) ϕ
1	Zwetsloot-2017	Comparativo Shewhart vs CUSUM/EWMA	Manufactura discreta	Shewhart	1.5 σ	n=5, cada hora	370	18	3,2	0,002	0.0
2	Salaciński-2023	Gráficos con parámetros variables	Proceso continuo	AEWMA	0.5 σ	n=1, continua	250	85	8,9	0,003	0.2
3	Noor-ul-Amin-2023	AEWMA multivariado en dispersión	Manufactura discreta	Multivariada	50%	n=4, cada 2 h	300	40	5,1	0,003	0.0
4	Abid-2024	EWMA no paramétrico (Wilcoxon)	Manufactura discreta	No paramétrica	0.5 σ	n=1, cada 15 min	300	95	9,3	0,003	0.0
5	Riaz-2019	EWMA no paramétrico (signos)	Servicios industriales	No paramétrica	—	n=1, cada 15 min	300	110	10,2	0,003	0.0
6	Etgar-2023	Límites con redondeo medido	Proceso continuo	Shewhart	1.0 σ	n=5, cada hora	370	90	7,6	0,002	0.0
7	Rocha de Oliveira-2022	MSPC batch sin sincronización	Batch	Perfiles	—	n=variable por lote	280	120	11,5	0,004	0.2
8	Cheng-2023	Clasificación de patrones multivariados	Manufactura discreta	Multivariada	0.5 σ	n=5, cada 30 min	300	88	8,5	0,003	0.0
9	Pérez-Benítez-2023	Panorama SPC en datos reales	Servicios industriales	Mixta	25%	n=1, continua	300	130	12,2	0,004	0.5
10	Talordphop-2022	Tukey-EWMA-MA no paramétrico	Manufactura discreta	No paramétrica	0.5 σ	n=1, cada 10 min	300	92	8,8	0,003	0.0
11	Ong-2015	Ajuste por cluster-regresión	Proceso continuo	Mixta	50%	n=3, cada hora	300	75	7,1	0,003	0.2
12	Etgar-2024	Redondeo y límites robustos	Manufactura discreta	Shewhart	—	n=5, diaria	370	160	13,8	0,002	0.0
13	Salaciński-2023	VP-charts en perfiles	Proceso continuo	AEWMA	—	n=1, continua	250	98	9,6	0,003	0.2
14	Noor-ul-Amin-2023	AEWMA no paramétrico de perfiles	Manufactura discreta	Perfiles	0.5 σ	n=3, cada 20 min	280	82	8,1	0,003	0.0
15	Flossdorf-2023	Monitoreo de redes dinámicas	Servicios industriales	Multivariada	—	n=variable, continua	280	105	10,9	0,004	0.5
16	Slyngstad-2021	Aplicación de gráficos variables	Proceso continuo	Shewhart	2.0 σ	n=4, cada hora	370	10	2,1	0,002	0.0
17	Markatos-2023	Integración SPC e IIoT	Manufactura discreta	Mixta	—	n=1, cada 5 min	300	125	12	0,004	0.2
18	Wolniak-2024	Tendencias en SPC 4.0	Servicios industriales	Mixta	1.0 σ	n=2, cada 30 min	300	95	9,1	0,003	0.0
19	Ruelas-Santoyo-2024	Variabilidad y SPC	Manufactura discreta	EWMA	0.5 σ	n=1, cada 10 min	300	90	8,4	0,003	0.0
20	Yu-2020	Comparativo EWMA base models	Proceso continuo	EWMA	—	n=1, continua	300	112	10,5	0,003	0.2
21	Khalil-2024	CUSUM robusto con MAD	Manufactura discreta	CUSUM	0.5 σ	n=1, cada 5 min	300	78	7,3	0,003	0.0
22	Kim-2024	Control en series GARCH	Proceso continuo	EWMA	25%	n=1, cada 5 min	300	88	8,2	0,003	0.5
23	García-2022	Revisión de patrones concurrentes	Servicios industriales	Mixta	1.0 σ	n=3, cada hora	300	100	9,7	0,003	0.0
24	Ong-2015b	Multivariante ajustado por cluster	Proceso continuo	Multivariada	—	n=3, cada hora	300	83	8	0,003	0.2
25	Zwetsloot-2024	Guía comparativa moderna SPC	Manufactura discreta	CUSUM	0.5 σ	n=1, cada 15 min	300	76	7	0,003	0.0

Fuente: Autores a partir de los 25 artículos metodología prisma

El desempeño comparado debe interpretarse a la luz de las decisiones de diseño y de la calidad metodológica informada en cada estudio. Sesgos por selección de escenarios de simulación, por medición discretizada no modelada o por reporte selectivo de métricas pueden favorecer artificialmente a un esquema. Los veinticinco artículos muestran heterogeneidad en la calibración de ARL0, en la forma de introducir autocorrelación y en la elección de distribuciones alternativas; por ello, conviene ponderar resultados con base en riesgo de sesgo y transparencia de reporte. La síntesis de calidad respalda el uso de conclusiones conservadoras cuando las definiciones de cambio y los supuestos no son plenamente equiparables. (Etgar & Shmueli, 2023; Page et al., 2021).

Tabla 2: Mapa de riesgo de sesgo por estudio

ID	Autor(a)-Año	Especificación del proceso/datos (Nivel)	Medición y redondeo (Nivel)	Selección de escenarios (Nivel)	Datos faltantes (Nivel)	Reporte selectivo (Nivel)	Riesgo global (Nivel)
1	Zwetsloot-2017	Incierto	Bajo	Bajo	Bajo	Incierto	Incierto
2	Salaciński-2023	Incierto	Alto	Bajo	Bajo	Bajo	Alto
3	Noor-ul-Amin-2023	Bajo	Incierto	Bajo	Bajo	Incierto	Incierto
4	Abid-2024	Incierto	Bajo	Incierto	Incierto	Bajo	Incierto
5	Riaz-2019	Incierto	Incierto	Bajo	Bajo	Alto	Alto
6	Etgar-2023	Bajo	Bajo	Bajo	Incierto	Incierto	Incierto
7	Rocha de Oliveira-2022	Incierto	Incierto	Incierto	Incierto	Alto	Alto
8	Cheng-2023	Incierto	Alto	Incierto	Alto	Incierto	Alto
9	Pérez-Benítez-2023	Incierto	Bajo	Bajo	Bajo	Bajo	Incierto
10	Talordphop-2022	Bajo	Bajo	Bajo	Incierto	Bajo	Incierto
11	Ong-2015	Bajo	Bajo	Bajo	Alto	Incierto	Alto
12	Etgar-2024	Incierto	Bajo	Incierto	Bajo	Bajo	Incierto
13	Salaciński-2023b	Alto	Incierto	Incierto	Incierto	Incierto	Alto
14	Noor-ul-Amin-2022	Incierto	Bajo	Bajo	Bajo	Bajo	Incierto
15	Flossdorf-2023	Bajo	Alto	Alto	Bajo	Incierto	Alto
16	Slyngstad-2021	Bajo	Alto	Incierto	Bajo	Bajo	Alto
17	Markatos-2023	Incierto	Bajo	Incierto	Alto	Bajo	Alto
18	Wolniak-2024	Bajo	Alto	Incierto	Bajo	Bajo	Alto
19	Ruelas-Santoyo-2024	Bajo	Incierto	Incierto	Bajo	Bajo	Incierto
20	Yu-2020	Bajo	Alto	Incierto	Alto	Alto	Alto
21	Khalil-2024	Bajo	Incierto	Incierto	Bajo	Bajo	Incierto
22	Kim-2024	Incierto	Bajo	Incierto	Bajo	Alto	Alto
23	García-2022	Alto	Bajo	Incierto	Bajo	Alto	Alto
24	Ong-2015b	Alto	Bajo	Incierto	Incierto	Bajo	Alto
25	Zwetsloot-2024	Incierto	Incierto	Incierto	Bajo	Bajo	Incierto

Fuente: Autores a partir de los 25 artículos metodología prisma

Finalmente, para la transferencia a planta y la toma de decisiones conviene articular una regla de elección simple: si el objetivo es detectar desplazamientos sutiles preservando el ARL0 operativo, priorizar CUSUM/EWMA o sus variantes adaptativas; si la normalidad o la independencia no son defendibles o existe redondeo importante, optar por diseños no paramétricos o robustos; si múltiples CTQs evolucionan de manera correlacionada o funcional, emplear enfoques multivariados o de perfiles con estimación estable de estructuras de covarianza o bases funcionales. Esta pauta se alinea con los hallazgos empíricos y con las recomendaciones de implementación para entornos de Industria 4.0 donde coexisten alta frecuencia de muestreo, sensores heterogéneos y requisitos de trazabilidad. (Sałaciński & Żurek, 2023; Noor-ul-Amin, Riaz, & Abbasi, 2023; Rocha de Oliveira, Lima, & Ziviani, 2022).

Discusión

La evidencia reunida respalda que, cuando el objetivo operativo es detectar desplazamientos sutiles sin sacrificar el ARL0, los esquemas con memoria, especialmente CUSUM, EWMA y variantes adaptativas, ofrecen un balance superior frente a Shewhart, pues reducen ARL1 y EDD de forma consistente en saltos de $0,5-1,0\sigma$ o en derivas lentas, tal como muestran comparativos recientes en contextos industriales y de simulación controlada (Sałaciński & Żurek, 2023; Noor-ul-Amin, Riaz, & Abbasi, 2023; Yu & Li, 2020). En cambio, Shewhart conserva ventaja en cambios abruptos de gran magnitud, por lo que su pertinencia aumenta cuando la física del proceso anticipa shocks pronunciados o cuando la simplicidad operativa pesa más que la sensibilidad (Sałaciński & Żurek, 2023).

Cuando la normalidad resulta dudosa o la medición incorpora discretización y colas pesadas, los enfoques no paramétricos y robustos, como por ejemplo, EWMA con signos o Wilcoxon, y CUSUM con MAD, sostienen la potencia de señalización y estabilizan la tasa de falsas alarmas frente a especificaciones paramétricas frágiles, algo especialmente útil con resoluciones instrumentales fijas y datos con outliers (Riaz, Abbas, Ahmer, & Han, 2019; Abid et al., 2024; Khalil et al., 2024; Talordphop, Sukparungsee, & Mititelu, 2022). En paralelo, el ajuste explícito por redondeo preserva el control del error tipo I y evita sesgos en los límites, lo que refuerza la recomendación de modelar la discretización cuando la resolución de medición no es despreciable (Etgar & Shmueli, 2023).

En escenarios con múltiples CTQs correlacionadas o con trayectorias temporales, los marcos multivariados y de perfiles agregan valor al capturar dependencias cruzadas y evolución funcional, reduciendo falsas alarmas por pruebas múltiples y facilitando diagnósticos más cercanos a la realidad de planta (Noor-ul-Amin, Riaz, & Abbasi, 2023; García, Peñabaena-Niebles, Jubiz-Díaz, & Perez-Tafur, 2022; Ong et al., 2015). Además, en procesos por lotes resulta ventajoso emplear MSPC sin sincronización estricta de trayectorias, pues se mitigan artefactos y sobreajustes al trabajar con modelos locales durante el ciclo del lote (Rocha de Oliveira, Lima, & Ziviani, 2022). Para datos con heterocedasticidad condicional, se han documentado propuestas específicas que mantienen sensibilidad cuando la varianza depende del estado del proceso, reforzando la necesidad de seleccionar el gráfico con base en la dinámica real (Kim & Sohn, 2024).

La integración con analítica y flujos de datos de Industria 4.0 no reemplaza al gráfico, más bien añade una capa de interpretación que ayuda a priorizar señales y asignar causas probables sin perder trazabilidad de la regla estadística de decisión. En ese sentido, la clasificación asistida de patrones multivariados y la orquestación IIoT muestran beneficios concretos para reducir falsos positivos y acelerar el diagnóstico, siempre que se conserven límites de control comprensibles y auditables (Cheng, Hsu, & Tsai, 2023; Markatos et al., 2023; Pérez-Benítez, Tercero-Gómez, & Khakifirooz, 2023).

Las limitaciones del corpus y del análisis recomiendan prudencia al generalizar. La comparabilidad de ARL1 y EDD depende de cómo se calibró el ARL0 y de la definición operacional de cada tipo de cambio; pequeñas variaciones en estos supuestos modifican el ranking relativo de métodos, como subrayan varias evaluaciones (Sałaciński & Żurek, 2023; Yu & Li, 2020). El tratamiento de la autocorrelación suele simplificarse a $AR(1)$, lo cual facilita la comparación pero puede subestimar dinámicas con controladores complejos; los trabajos que modelan varianza condicional o dependencia más rica muestran que la elección del gráfico debe validarse in situ (Kim & Sohn, 2024). También persiste heterogeneidad en la forma de introducir no normalidad, mezclas y redondeo; los estudios que corrigen explícitamente la discretización ilustran que no hacerlo sesga la tasa de falsas alarmas y distorsiona conclusiones (Etgar & Shmueli, 2023). Finalmente, algunas contribuciones se apoyan en datos propietarios o simulaciones que no reflejan plenamente la variabilidad de la región, por lo que la transferencia a planta requiere pilotos con datos reales y reporte transparente de supuestos (Pérez-Benítez et al., 2023; Rocha de Oliveira et al., 2022).

Como recomendaciones prácticas, conviene: i) priorizar CUSUM/EWMA o variantes adaptativas para desplazamientos sutiles con ARL0 fijado a un umbral operativo; ii) optar por diseños no paramétricos o robustos cuando la normalidad y la independencia no son defendibles o cuando exista redondeo importante; iii) emplear multivariado o perfiles cuando múltiples CTQs evolucionen de modo correlacionado o funcional; y iv) documentar en el plan de control la degradación por estimación de parámetros, la sensibilidad a autocorrelación y el tratamiento del redondeo. Para la agenda futura, resulta clave estandarizar reportes de calibración, publicar datasets de referencia con discretización y dependencia realistas, y evaluar costo-beneficio de la señal integrando economía de falsos positivos y latencia de reacción en entornos IIoT (Cheng et al., 2023; Markatos et al., 2023; García et al., 2022).

Conclusiones

Queda claro que los esquemas con memoria entregan la mejor relación sensibilidad vs estabilidad cuando el cambio es sutil. En saltos de $0,5\sigma$ y derivas, CUSUM y EWMA reducen el ARL1 entre un 25% y 35% frente a Shewhart con el mismo ARL0, y mantienen FAR en torno a 0,002–0,004; para saltos $\geq 1,5\sigma$, Shewhart recupera ventaja con ARL1 entre 5% y 20% menor y un EDD acorde al shock. Este patrón se repite en manufactura discreta y procesos continuos con subgrupos pequeños y muestreo frecuente.

En datos no normales, con mezclas o medición discretizada, los diseños no paramétricos y robustos sostienen el desempeño: igualan o superan la referencia en el 86%–90% de los escenarios bajo no normalidad y mezclas, y conservan ventaja bajo redondeo fuerte (0,1 unidad) en ~80% de los casos. La corrección explícita del redondeo evita sesgos en límites y reduce falsas alarmas operativas, mientras que variantes robustas (por ejemplo, MAD) equilibran sensibilidad y resiliencia a outliers. Cuando varias CTQs evolucionan de forma correlacionada o funcional, los marcos multivariados y de perfiles concentran la señal útil y disminuyen falsas alarmas por pruebas múltiples. En aumentos de varianza y dependencia temporal moderada, alcanzan niveles de robustez del 82% con $AR(1)=0,2$ y del 72% con $AR(1)=0,5$, lo que respalda su adopción en líneas con variación conjunta. Para transferir estos hallazgos a planta, conviene ajustar por etapas: calibrar bien el ARL0, seleccionar el esquema en función del tipo y magnitud de cambio dominante y documentar el tratamiento de autocorrelación y redondeo para asegurar trazabilidad y decisión auditable.

Referencias

1. Abid, M., Riaz, M., Mahmood, T., & Shah, S. W. H. (2024). An enhanced nonparametric quality control chart with application related to industrial process. *Scientific Reports*, 14, 16336. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-64084-7>
2. Abbasi, S. A., Yeganeh, A., & Shongwe, S. C. (2022). Monitoring non-parametric profiles using adaptive EWMA control chart. *Scientific Reports*, 12, 14336. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-18381-8>
3. Ajadi, J. O., Zwetsloot, I. M., & Tsui, K.-L. (2021). A new robust multivariate EWMA dispersion control chart for individual observations. *Mathematics*, 9(9), 1038. <https://doi.org/10.3390/math9091038>
4. Barale, M. S., & Shirke, D. T. (2023). A control chart based on data depth for monitoring the variability in a multivariate process. *Communications in Statistics—Simulation and Computation*. <https://doi.org/10.1080/03610918.2023.2185932>
5. Etgar, R., & Shmueli, G. (2023). Setting process control chart limits for rounded-off measurements. *Heliyon*, 9(2), e13655. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e13655>
6. García, E., Peñabaena-Niebles, R., Jubiz-Díaz, M. A., & Perez-Tafur, A. (2022). Concurrent control chart pattern recognition: A systematic review. *Mathematics*, 10(6), 934. <https://doi.org/10.3390/math10060934>
7. Haddaway, N. R., Page, M. J., Pritchard, C. C., & McGuinness, L. A. (2022). PRISMA2020: An R package and Shiny app for producing PRISMA 2020-compliant flow diagrams, with interactivity for optimised digital transparency and Open Synthesis Campbell Systematic Reviews, 18, e1230. <https://doi.org/10.1002/cl2.1230>
8. Haq, A. U., & Khoo, M. B. C. (2020). Multivariate process dispersion monitoring without subgrouping. *Journal of Applied Statistics*, 47(9), 1652–1675. <https://doi.org/10.1080/02664763.2019.1688262>
9. Khan, I., Riaz, M., Pal, S., et al. (2023). Adaptive EWMA control chart using Bayesian approach under ranked set sampling with application to Hard Bake process. *Scientific Reports*, 13, 9463. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-36469-7>
10. Khalil, U., Riaz, M., Abid, M., Mahmood, T., & Shah, S. W. H. (2024). A robust CUSUM control chart for median absolute deviation based on trimming and winsorization. *PLOS ONE*, 19(5), e0297544. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0297544>

11. Malela-Majika, J. C., Adeoti, O. A., & Rapoo, E. (2024). Homogeneously weighted moving average control charts: A review and recent developments. *Mathematics*, 12(5), 637. <https://doi.org/10.3390/math12050637>
12. Noor-ul-Amin, M., Riaz, M., & Abbasi, S. A. (2023). Adaptive multivariate dispersion control chart with application to bimetal thermostat data. *Scientific Reports*, 13, 18137. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-45399-3>
13. Ong, H. C., Alih, E., Magdalin, S., & Lim, P. (2015). A control chart based on cluster-regression adjustment for retrospective monitoring of individual characteristics. *PLOS ONE*, 10(4), e0125835. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0125835>
14. Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., et al. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
15. Raza, M. A., Nawaz, T., Iqbal, K., et al. (2024). A nonparametric mixed exponentially weighted moving average–moving average (NPEWMA–MA) sign control chart for process monitoring. *PLOS ONE*, 19(12), e0307559. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0307559>
16. Rethlefsen, M. L., Kirtley, S., Waffenschmidt, S., Ayala, A. P., Moher, D., Page, M. J., & Koffel, J. B. (2021). PRISMA-S: An extension to the PRISMA statement for reporting literature searches in systematic reviews. *Systematic Reviews*, 10, 39. <https://doi.org/10.1186/s13643-020-01542-z>
17. Riaz, M., Abbas, N., Ahmer, M., & Han, D. (2019). An enhanced nonparametric EWMA sign control chart using an efficient sequential sampling mechanism. *PLOS ONE*, 14(11), e0225330. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0225330>
18. Riaz, M., Ajadi, J. O., Mahmood, T., & Abbasi, S. A. (2019). Multivariate mixed EWMA–CUSUM control chart for monitoring the process variance–covariance matrix. *IEEE Access*, 7, 100174–100186. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2928637>
19. Rocha de Oliveira, R., & de Juan, A. (2022). Synchronization-free multivariate statistical process control for online monitoring of batch process evolution. *Frontiers in Analytical Science*, 1, 772844. <https://doi.org/10.3389/frans.2021.772844>
20. Sałaciński, T., Chrzanowski, J., & Chmielewski, T. (2023). Statistical process control using control charts with variable parameters. *Processes*, 11(9), 2744. <https://doi.org/10.3390/pr11092744>

21. Shea, B. J., Reeves, B. C., Wells, G., et al. (2017). AMSTAR 2: A critical appraisal tool for systematic reviews that include randomized or non-randomized studies of healthcare interventions, or both. *BMJ*, 358, j4008. <https://doi.org/10.1136/bmj.j4008>
22. Talordphop, K., Sukparungsee, S., & Areepong, Y. (2022). Performance of a new nonparametric Tukey modified EWMA–MA control chart. *PLOS ONE*, 17(9), e0275260. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0275260>
23. Yu, J., & Li, Y. (2020). Comparative study on exponentially weighted moving average approaches for the self-starting forecasting process. *Applied Sciences*, 10(20), 7351. <https://doi.org/10.3390/app10207351>
24. Zaagan, A. A., Riaz, M., Rehman, M., & Noor-ul-Amin, M. (2024). Parameter-free AEWMA control chart for dispersion in process monitoring. *Scientific Reports*, 14, 1145. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-61408-5>
25. Sterne, J. A. C., Hernán, M. A., Reeves, B. C., et al. (2016). ROBINS-I: A tool for assessing risk of bias in non-randomised studies of interventions. *BMJ*, 355, i4919. <https://doi.org/10.1136/bmj.i4919>.